

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
«МИРЭА – Российский технологический университет»

На правах рукописи

**Проскуряков Александр Юрьевич**

**Математические методы и информационные технологии управления  
торговыми операциями с цифровыми валютами**

5.2.2. Математические, статистические и  
инструментальные методы в экономике

Диссертация на соискание ученой степени  
доктора экономических наук

Научный консультант  
доктор технических наук, профессор  
Увайсов С.У.

Москва – 2023

## Содержание

Введение.....	6
1 Процессы ценообразования цифровых инвестиционно-финансовых активов.....	30
1.1 Технология блокчейн в задачах цифровой экономики.....	30
1.2 Структура рынка цифровых валют и специфика формирования криптовалютных биржевых площадок.....	35
1.3 Особенности производства и создания криптовалюты.....	40
1.3.1 Сравнительный анализ цифровых валют и их основные параметры. Поколения блокчейнов и консенсус.....	40
1.3.2 Осуществление новых транзакций и мемпул в блокчейн сети... ..	42
1.3.3 Устройства для майнинга.....	45
1.4 Структура формирования стоимости цифровых валют. Хэшрейт, вычислительная сложность, халвинги.....	48
1.5 Особенности ценообразования цифровых валют.....	53
1.6 Методология проектирования систем управления цифровыми валютами.....	58
1.7 Выводы.....	62
2 Общий анализ временных рядов и необходимые для него инструменты в задачах экономики.....	63
2.1 Регистрация, загрузка и хранение временных рядов стоимостных показателей.....	64
2.2 Математические методы анализа и обработки данных стоимостных показателей.....	65
2.3 Анализ временных рядов стоимостных показателей с применением вейвлет-технологий и выбор оптимальных параметров вейвлет разложения.....	70

2.4 Обработка временных рядов стоимостных показателей с помощью трешолдинга .....	75
2.4.1 Критерий несмещенной оценки риска Штейна. Эвристический критерий Штейна .....	76
2.4.2 Критерий выбора адаптивного универсального порога Донохонсона .....	77
2.4.3 Минимаксный критерий выбора порогового уровня.....	78
2.5 Техничко-экономические методы анализа временных рядов в экономике.....	79
2.5.1 Волновая теория Эллиотта .....	79
2.5.2 Волновая разметка на графике .....	80
2.5.3 Автоматизация правил Эллиотта по заданному алгоритму .....	80
2.6 Выводы.....	85
3 Искусственные нейронные сети в задачах прогнозирования временных рядов и распознавания образов курсов цифровых валют .....	87
3.1 Методы моделирования, идентификации и прогнозирования с применением ИНС .....	91
3.2 Многослойный персептрон в задаче моделирования алгоритма прогнозирования временных рядов .....	96
3.3 Программное обеспечение систем мониторинга с применением искусственных нейронных сетей.....	104
3.4 Разработка искусственной нейронной сети на базе многослойного персептрона.....	105
3.4.1 Разработка структуры многослойного персептрона .....	105
3.4.2 Разработка искусственной нейронной сети на языке программирования Python.....	112

3.4.3 Обучение искусственной нейронной сети .....	113
3.5 Результаты работы и эффективность прогнозирования трендов различных финансовых инструментов .....	126
3.5.1 Методы анализа эффективности прогнозирования .....	126
3.5.2 Результаты анализа эффективности прогнозирования ИНС ....	130
3.6 Выводы.....	136
4 Метод управления цифровыми финансовыми активами, базирующийся на осуществлении торговых операций в соответствии с рыночными трендами .....	138
4.1 Методы прогнозирования временных рядов .....	139
4.2 Исследования и разработка подхода к созданию концептуальных моделей робота при работе с депозитарными инвестициями цифровых активов.....	145
4.3 Алгоритмы системы управления ЦФА с применением автоматизированных торговых роботов.....	153
4.3.1 Параметры системы управления ЦФА .....	160
4.3.2 Подсистема тестирования в режимах моделирования и реального времени .....	163
4.4 Методы верификации и реализация платформы для тестирования автоматизированного торгового робота .....	164
4.5 Выводы.....	171
5 Инструментальные особенности реализации методологии управления ЦФА и практические рекомендации к применению .....	172
5.1 Программно-методическое обеспечение и требования к системе управления цифровыми валютами .....	173
5.2 Синтетические стресс-тесты на базе табличного процессора .....	177

5.3 Используемые программные средства при проектировании системы, облачные технологии и кроссплатформенность.....	182
5.4 Способы повышения эффективности систем управления ЦФА ....	187
5.5 Выводы.....	191
Заключение .....	192
Литература .....	196
ПРИЛОЖЕНИЕ А. АКТЫ ВНЕДРЕНИЯ. ....	225
ПРИЛОЖЕНИЕ Б. ВРЕМЕННЫЕ РЯДЫ СТОИМОСТНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЙ СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ. ....	229
ПРИЛОЖЕНИЕ В. ЛИСТИНГ ТОРГОВОГО РОБОТА.....	237

## **Введение**

Актуальность темы.

В последнее время, начиная с 2017 года, все больше набирает популярность и развивается рынок цифровых финансовых услуг. Следствием является рост капитализации мирового рынка цифровых финансовых активов (далее ЦФА) и увеличение мощности блокчейн сети до 200 миллионов тэрахэшей/с и более. В марте 2021 года общая капитализация ЦФА сравнялась с ВВП Российской Федерации и составила примерно 130 триллионов в рублёвом эквиваленте.

Высокий технологический уровень блокчейн решений в значительной степени спровоцировал импульсивный рост рынка и повсеместное распространение все большего числа криптоактивов и появление новых подвидов ЦФА. Появляются проекты стейблкоинов в качестве цифровой альтернативы фиатных средств, заменяющих наличные евро и доллары в виртуальном секторе ЦФА. Кроме этого, выходят более скоростные, технологичные и многофункциональные proof-of-stake (доказательство доли владения) блокчейны, не использующие аппаратный proof-of-work (доказательство выполнения работы) майнинг для своей эмиссии. Начинает развиваться рынок виртуальных произведений искусства, основанных на невзаимозаменяемом токене NFT (non-fungible token). В итоге, число криптовалют и токенов на их основе в 2022 году приблизилось к двадцати тысячам и продолжает расти. Однако рынок цифровых инвестиционно-финансовых активов демонстрирует высокие риски.

Значительные инвестиционные риски сделок с криптовалютой связаны со слабой степенью проработанности законодательной базы, отсутствием надежных лицензированных операторов и их недостаточной квалификацией, малым числом площадок для работы с ЦФА, а также высокой стоимостной волатильностью и отсутствием регулирования. В частности, после значительного увеличения суточных объёмов торгов в 2013, 2017 и 2021 годах с

10-20 до 100 и более миллиарда долларов в настоящие дни, а также роста стоимости биткоина с 4 долларов (2011 год) до 200-1000 (2013 год), 19 тысяч (2017 год) и 69 тысяч (2021 год) следовали периоды достаточно динамичных спадов. В 2014-2015 годах стоимость падала до 155 и в 2019 году до трёх тысяч долларов. К подобным колебаниям могут приводить крупные сделки спекулятивного характера, специфика рынка криптовалют, отсутствие регуляции и все больше проявляющаяся зависимость от фондового рынка, а также неоднозначное отношением различных государств к встраиванию рынка криптовалют в мировую финансовую систему. В частности, Китай не раз менял отношение к принятию криптовалют, а Непал, Боливия, Бангладеш, Индонезия и Эквадор запретили их вовсе. Запрет в таком случае обуславливается религиозными или национальными причинами, опасениями по дестабилизации экономики государства.

Вместе с тем за столь короткий жизненный цикл криптовалюты значительно прибавили в стоимости и завоевали определенное признание среди финансистов. Достаточно отметить, что к ноябрю 2023 года суточные объёмы сделок на этом рынке достигли 15 триллионов в рублёвом эквиваленте, а стоимость биткоина превышает три миллиона рублей.

ЦФА имеет ряд особенностей, которые приводят к формированию новых закономерностей в изменениях их стоимости. Такими особенностями являются высокая скорость принятия решений и жесткое ограничение эмиссии. Кроме того, биржевые системы для ЦФА в отличие от традиционных рынков функционируют в непрерывном режиме без остановок для подсчета баланса портфеля, клиринга и перерывов на выходные и праздники. Подобные особенности рынка криптовалют приводят к формированию новых специфичных закономерностей в стоимостной динамике ЦФА, которые не учитываются при использовании распространённых методов принятия решений и управления финансовыми активами.

В банковском секторе РФ технология блокчейн используется для проведения платежей и обработки больших массивов данных. Федеральный закон от 31.07.2020 N 259-ФЗ "О цифровых финансовых активах, цифровой валюте и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации" [161] вступил в силу 1 января 2021 года. В соответствии с указанным законом определен правовой статус и порядок оборота цифровых финансовых активов. В 2021 году Сбербанк подал заявку в Центробанк на регистрацию собственной криптовалюты сберкоин [21]. В рамках реализации Указа Президента Российской Федерации от 7 мая 2018 г № 204 «О национальных целях и стратегических задачах развития Российской Федерации на период до 2024 года» с целью решения задачи по обеспечению ускоренного внедрения цифровых технологий в экономике и социальной сфере, Правительством РФ сформирована национальная программа «Цифровая экономика Российской Федерации».

Все это предполагает необходимость в исследовании и создании математических и информационных методов для повышения эффективности принятия решений по управлению цифровыми финансовыми активами, адекватно отражающих их особенности развития и учитывающих характерные им условия работы. Отсутствие достаточного времени на принятие торговых решений предъявляет повышенное требование к автоматизации расчетов и скорости исполнения операций на рынке цифровых финансовых активов. Возникает необходимость в проектировании и построении роботизированных информационно-аналитических систем.

Неразработанность такого рода подходов, методов, информационных систем поддержки и принятия решений предопределили актуальность темы данного исследования.

Степень разработанности темы.

Для решения проблемы управления торговыми операциями и портфелем активов применяются концепции, базирующиеся на оценке ценовых



характеристик, рисков и доходностей, которые можно получить на основе методов эконометрики. Значительный вклад в развитие теории распределения активов привнесли Айвазян С.А., Геворкян Э.А., Голубева О.С., Доугерти К., Дуброва Т.А., Косоруков О.А., Льюис К.Д., Мхитарян В.С., Тихомиров Н.П., Davidson R., Hamazacebi C., Hayashi F., James G.M., James Tobin, Johansen S., Kennard R., Markowitz M., Mood A., Mulaik S.A., Pearson K., Tibshirani R., Wishart J., Wooldridge J.M., Engle R., Engsted T.[36, 56, 58, 77, 91, 103, 155, 217].

Получаемые на основании методов эконометрики соотношения риска к доходности позволяют формировать управляющие решения по торговым операциям над ЦФА. Однако, появляющиеся экономические инструменты и рынок цифровых финансовых активов предъявляют новые запросы в части повышения достоверности исходных данных временных рядов стоимостных показателей, учитывающих эмиссионные и другие специфичные закономерности для автоматизированного принятия решений в режиме реального времени.

Согласно исследовательским работам Lon Wong [87] расчеты и торги на фондовом рынке акций с помощью краудэкономики, децентрализованных блокчейн-технологий и искусственного интеллекта позволяют применить подход дезинтермедиации и реинтермедиации, автоматизирующий процессы клиринга и не требующий остановки торгов. Такой подход, устраняющий или сокращающий число посредников между производителем продукта и его конечным потребителем, позволяет уйти от традиционного централизованного банковского подхода в сторону прямого финансирования субъектов экономики и представляет регуляторам и системам хранения ценных бумаг новый путь управления торгами акций и транзакциями.

Блокчейн технологии и программное обеспечение децентрализованных, распределенных и высокопроизводительных вычислительных систем, которые находят все более широкое применение в экономике, подробно описаны в трудах Бутерина В. [22], Кравец А.Г., Кочергина Д., Могайара У., Roger Wattenhofer,

Melanie Swan., Zyskind G, Nathan O, Crosby MA, Pattanayak P, Verma S, Kalyanaraman V, Don Tapscott, Alex Tapscott.

Аппарат технико-экономического анализа, отражающий закономерности, социодинамику и цикличности рыночных движений исследован Робертом Пректером и Альфредом Фростом [140]. Методам и алгоритмам обработки временных рядов в системах автоматизированного мониторинга посвящены работы Athanasopoulos G., Ermolaev V.A., Hyndman R., Kropotov Y. A. [227].

Для повышения достоверности прогнозирования временных рядов стоимостных показателей ЦФА в системах автоматизированного финансового мониторинга предлагается использовать комбинированный алгоритм искусственных нейронных сетей и аппарата вейвлет-преобразования. Необходимость в предварительной обработке временных рядов стоимостных показателей обусловлена высокой степенью волатильности в поведении динамики ценообразования ЦФА. Эти эффекты обусловлены ложными всплесками, дивергенциями и флуктуациями, что может привести к неверной интерпретации основополагающих трендов при анализе и в дальнейшем прогнозе временных рядов стоимостных показателей ЦФА. Подобный комбинированный подход рассмотрен в работах Болдырева С.В., Новикова М.А., Терехова С.А., Янчушка З.И., Alben Cardenas, Boubacar Doucoure, Kodjo Agbossou [154].

Управление торговыми операциями с применением технико-экономического анализа повышает эффективность торговых систем. Процесс управления торговыми операциями на основе технико-экономического анализа временных рядов можно представить моделью с обратной связью. Проблемы построения экономических моделей как систем с обратными связями рассмотрены в трудах Моисеева Н.Н. и Леонтьева В.В.

Теоретическим основам анализа временных рядов на базе вейвлет-обработки уделено внимание в работах Барри У., Джервис Б., Малла С., Чуи К, Эммануил С., Mallat S., Karhunen J., Нувдринен А, Оја Е. [93, 173, 231, 232].

Исследованиям разработки алгоритмов сглаживания, анализа периодических и трендовых структур временных рядов, а также вопросам разработки алгоритмов прогнозирования, распознавания, классификации с применением программного и математического аппарата искусственных нейронных сетей посвящены труды Борисова В.В., Белова А.А., Гарцеева И.Б., Еремина Д.М., Ефимова Д. В., Круглова В.В., Терехова В. А., Тюкина И. Ю., Хайкина С. [59, 85,105, 164].

В дополнение к искусственным нейронным сетям для анализа временных рядов стоимостных показателей, прошедших предварительную обработку будет применён технико-экономический волновой анализ Эллиотта [140], отражающий закономерности и цикличности рыночных движений.

Сформулированные в работах вышеупомянутых авторов инструменты, математические методы и модели для прогнозирования временных рядов финансовых показателей и мониторинга рынков позволили изучить существующие подходы к решению проблемы управления торговыми операциями с ЦФА. Несмотря на весомый вклад в развитие прикладной информатики и экономики, предложенные традиционные методы эконометрики не всегда могут быть применены к новому классу стремительно развивающихся активов, построенных на блокчейн технологиях [152, 269]. К таким активам относятся цифровые финансовые активы, цифровые валюты и криптовалюты, быстро развивающиеся и привлекающие все большее внимание. Наиболее широкое применение блокчейн находит в экономике, параллельно развиваясь и в других сферах товаров и услуг.

Коммерческие программы для формирования биржевых трендов и системы анализа временных рядов разрабатывают такие компании как MetaQuotes Software Corp., Alpari Limited, United World Capital LTD и RoboForex LP [188]. Однако, системы для управления торговыми операциями именно над цифровыми активами на сегодняшний день слабо представлены или отсутствуют. Это как правило внедренные уже на бирже алгоритмы либо примитивные скрипты с жестко ограниченными режимами работы.

Рынок криптоактивов отличается высокой динамикой роста, большим коридором коррекции и возможным резким падением стоимости. Стандартные приёмы работы на фондовой бирже могут не работать с цифровой валютой и токенами. Даже у опытных трейдеров не всегда получается реагировать на смену котировок криптоактивов и гиперволатильность. Существуют инструменты, позволяющие трейдерам в автоматизированном режиме осуществлять торги напрямую согласно заданным правилам, такие как автоматические роботы для алгоритмической торговли и высокоинтенсивного или высокочастотного трейдинга [112, 152, 290].

Торговые роботы используются для автоматизации процесса купли/продажи на биржах, а также минимизации денежных потерь [108]. Последнее достигается путем исключения человеческого фактора, учета большого объёма данных, влияющих на принятие решений, а также непрерывного функционирования, позволяющего обрабатывать все движения рынка. Подобное программное обеспечение разрабатывается на основе открытого интерфейса биржи. Для реализации выбранного подхода трейдер может запустить несколько торговых роботов, реализующих различные стратегии с отличающимися параметрами, работающих с разными валютными парами и подключенных к целому ряду биржевых площадок.

Распределение инвестиций и перемещение капитала в условиях агрессивной международной экономики является приоритетной задачей, на решение которой направлено исследование. Разработка адаптивной системы, включающей указанные математические модели, алгоритмы и подходы финансового мониторинга и управления активами, позволит сократить риски потерь и повысить эффективность торговых операций с применением прогнозирования.

Существует достаточно обширное число методов прогнозирования изменения параметров временных рядов и непрерывных процессов, в том числе для задач экономики. Методам прогноза, основанным на идеях декомпозиции

процессов по эмпирическим модам (Empirical Mode Decomposition - EMD) уделено много внимания. Однако данный подход применим, как правило, только при условии, что наблюдаемый процесс представлен небольшим числом составляющих. Метод параметрической регрессии, используемый в ряде задач аппроксимации, обладает недостатком, заключающимся в возможности возникновения неконтролируемой ошибки на интервале прогнозирования, особенно при высоком порядке прогнозирующей функции.

Особый интерес в плане прогнозирования связан с представлением временных рядов моделями авторегрессии и нейронными сетями. В рамках модели авторегрессии прогноз на несколько шагов вперед зависит от коэффициентов модели нелинейным образом. При этом задачу прогноза, состоящую в нахождении коэффициентов модели посредством минимизации целевой функции, можно решить итерационным методом. Поэтому интерес представляют рекуррентные и другие сети с обратными связями. В работе предлагается рассмотрение искусственных нейронных сетей, в частности рассмотрение нейронных сетей на персептроне прямого распространения. Планируется получение уравнения функционирования и обучения ИНС в матричной форме, получение алгоритма обратной подстановки, с помощью которого можно увеличить глубину прогноза. Результаты моделирования позволят показать эффективность разработанных алгоритмов. Результат применения разработанных алгоритмов заключается в повышении эффективности прогнозирования изменений значений функций по критериям длительности и минимизированной погрешности получения прогноза, а также быстродействия, адаптивности системы при изменяющихся условиях.

Исследованы пулы криптовалют для выявления закономерностей и возможностей к дальнейшему прогнозу их курса. В работе рассматривается как материнский базовый криптоактив – биткоин, так и его производные единицы. Полученные результаты исследования можно будет использовать для понимания

значения дальнейшего влияния блокчейн на экономику и социодинамику в рамках государства и на глобальном мировом уровне.

Помимо использования в инвестиционной-финансовых задачах цифровой экономики, блокчейн технологии используются и в других важных направлениях, таких как логистика и документооборот, реестры недвижимости и земельный кадастр.

В Москве с 1 января 2018 года запущен пилотный проект по использованию блокчейн для мониторинга достоверности сведений из Единого государственного реестра недвижимости. Он рассчитан на повышение доступности сведений реестра недвижимости, гарантии защиты прав собственности и доверие к обороту недвижимости. Также, среди конкретных примеров, использование технологических программных решений с применением блокчейна при подведении итогов выборов Президента РФ 2018.

Финансовые объединения и компании Российской Федерации являются полноценным игроком на финансовых мировых рынках, выполняя сделки как товарного характера, так и исключительно резервирующего спекулятивного характера – размещение золотовалютных запасов РФ, приобретение облигаций других стран и т.п. Своевременное и корректное принятие решения о продаже и покупке соответствующего актива или производимой продукции и добытого сырья повышает эффективность торговой операции на 12...35%. На мировом уровне торгуются нефть, газ, уголь, металлы, удобрения и зерно, причем сделки выполняются в перманентно изменяющихся условиях. По предварительной оценке, в случае использования ЦФА и блокчейн-технологий, а также инструментов по прогнозированию актуальных цен на эти товары, объем сделок возможно увеличить на сотни миллиардов рублей в год. Это приведет к увеличению продаж, а значит к увеличению налогооблагаемой базы и соответственно увеличению поступлений в бюджет Российской Федерации.

**Объектом исследования** является динамика стоимостных показателей рынка цифровых финансовых активов с характерными трендами, закономерностями и паттернами.

**Предмет исследования** - методы, модели и алгоритмы автоматизированного мониторинга и управления портфелем цифровых финансовых активов на биржевых торговых площадках и реализующих их информационные системы принятия инвестиционных решений по покупке и продаже.

**Целью работы** является разработка и совершенствование моделей управления торговыми операциями с цифровыми финансовыми активами, реализующих их информационно-аналитических систем, учитывающих закономерности и особенности стоимостной динамики криптовалюты, находящейся под воздействием внутренних и внешних ограничений и рисков.

**Задачи научного исследования**, которые должны быть решены для достижения поставленной цели:

1. Выявление особенностей процессов ценообразования цифровых инвестиционно-финансовых активов экономики.
2. Разработка алгоритма формирования исходной информации временных рядов стоимостных показателей с использованием вейвлет-преобразования для адаптивного подавления ложных всплесков, дивергенций, флуктуаций с целью повышения достоверности исходной информации о ценах криптовалюты.
3. Разработка и обоснование системы критериев оценки результатов сглаживания временных рядов стоимостных показателей для компенсации случайных вариационных показателей.
4. Разработка математических моделей динамично изменяющихся нестационарных временных рядов стоимостных показателей портфеля цифровых финансовых активов.
5. Разработка методов автоматизированного мониторинга временных рядов стоимостных показателей и управления торговыми операциями над ЦФА.

6. Разработка алгоритма комбинированного многоступенчатого прогнозирования значений временных рядов стоимостных показателей цифровых финансовых активов, основанного на совместном применении аппарата искусственных нейронных сетей, вейвлет-преобразования и волнового экономического анализа для определения оптимальных параметров принятия решений.

7. Разработка методов принятия решений по покупке и продаже активов с использованием автоматизированного торгового робота.

8. Разработка методов верификации и тестирования автоматизированного торгового робота управляющего депозитом активов цифровой экономики на удаленном облачном сервере.

9. Создание и разработка платформы для синтетического тестирования торговых стратегий на исторических временных рядах стоимостных показателей.

10. Экспериментальная оценка и обоснование разработанных алгоритмов прогнозирования и методов принятия решений по сделкам с ЦФА.

11. Разработка адаптивной программной системы финансового мониторинга, прогнозирования и управления ПА, включающей предложенные математические модели, алгоритмы и подходы для повышения эффективности управления торговыми операциями с ЦФА.

**Теоретической базой исследования** являются работы российских и зарубежных ученых в области моделирования, анализа и прогнозирования временных рядов экономических процессов, теорий искусственных нейронных сетей, экономического анализа и управления, принятия решений, инвестиционно-финансовой деятельности, статистике и эконометрике.

**Методологическую базу исследования** составляют технологии блокчейн, методы моделирования и математической статистики, методы теории случайных процессов, методы цифровой обработки информации, аппарат анализа временных рядов и вейвлет-преобразований, методы искусственного



интеллекта, методы интерполяции, локальной аппроксимации и многомасштабного анализа сигналов, а также табличные и графические методы для демонстрации результатов.

**Статистическая информационная база исследований** сформирована на основе истории котировок стоимостных показателей компании Tradingview с международных торговых биржевых площадок цифровых валют – Kraken, Binance, Bitstamp, Bitfinex, часть данных предоставлена ICE Data Services, а также интеграторами финансовых рынков Coinmarketcap, Coingecko и информационным ресурсом Blockchain.com.

Информационной базой данных также послужили данные Московской биржи (MOEX), данные международного индекса 500 крупнейших компаний S&P Dow Jones Indices LLC и других электронных и печатных средств массовой информации исследуемой темы.

В диссертации были использованы следующие **программные инструментари**: пакеты прикладных программ «Microsoft Excel», «Statistica», инструменты разработки серверных web-приложений «Go» и «Angular», пакеты прикладных математических программ «Scilab», «MATLAB», сервис облачных вычислений «Digital Ocean».

**Научная новизна** состоит в разработке моделей и методов прогнозирования ценовых характеристик торговых сделок с ЦФА и принятия решений по их реализации на финансовых рынках, учитывающих характерные для криптовалюты закономерности в формировании и развитии ценовых показателей, связанных с всплесками и флуктуациями, периодичностью и волновой цикличностью, ограниченностью эмиссии, законодательным принятием. Разработаны подходы к повышению достоверности прогнозирования ценовых характеристик торговых сделок с ЦФА на основе формирования достоверной информации об их значениях с использованием сглаживания, устраняющего ценовые флуктуации.

Подходы и методы описания закономерностей базируются на аппарате эконометрического моделирования и автоматизированных технологий принятия торговых решений. Выявленные закономерности позволили сформировать модель развития и предложить методы управления портфелем активов (далее ПА) с помощью комбинированного многоступенчатого алгоритма прогнозирования стоимостных показателей. Все это составляет общую методологию проектирования систем управления торговыми операциями над ЦФА для обеспечения прироста покупательской способности инвестиционного ПА при колебаниях курсов.

На защиту выносятся следующие результаты, определяющие новизну диссертационного исследования:

1. Предложена методология проектирования систем управления торговыми операциями над цифровыми финансовыми активами.

Методология проектирования систем управления цифровыми активами определяет набор правил использования методов, моделей и алгоритмов, требуемых для построения систем, решающих комплексную проблему управления торговыми операциями над активами цифровой экономики.

В качестве объекта управления предлагаемой методологии выступают активы ЦФА, исходная информация – вектор параметров, определяющих чувствительность системы к возмущающим воздействиям внешней среды и требования к ожидаемым результатам управления.

В отличие от традиционного подхода к управлению финансовыми инвестициями, где применяется фундаментальный и технико-экономический анализ инструмента и процесса, предложенная методология управления со вспомогательным интеллектуальным анализом временных рядов, позволяет в автоматизированном режиме управлять портфелем ЦФА. Отличительной особенностью является применение комбинированного метода принятия решений, позволяющего повысить доходность ПА и минимизировать риски потери покупательской способности актива.

2. Получены результаты исследования долгосрочных трендов групп криптовалют и проведена оценка их влияния на эффективность управления торговыми операциями над ЦФА.

Ценовая направленность ЦФА по отношению к традиционным фиатным активам имеет положительную растущую динамику на длительных интервалах и наклонность около 30-40 градусов относительно исходных точек отсчета начала торгов. Подобные движения и паттерны свойственны динамично растущим рынкам и зачастую они не всегда могут быть эффективно отработаны торговыми алгоритмами. Это обусловлено тем, что для получения прибыли и закрытия торгового цикла необходима более глубокая коррекция импульса. В противном случае недостаточно сильное корректирующее движение приведет к задержке или даже полной остановке всей системы.

В качестве альтернативы торговых пар ЦФА к фиатным фидуцированным, национальным валютам, были рассмотрены пары ЦФА к ЦФА (например, ETH/BTC). Здесь, в отличие от торговых пар к фиату отмечается средняя нулевая полярность подобно центрированным сигналам. В таком случае корректирующее или возвращающее движение осуществляется постоянно, стоимость находится в коридоре и единственным фактором риска потери доходности может быть растягивание временных интервалов торговых циклов. Полученные результаты говорят о более высокой эффективности автоматизированных роботизированных алгоритмах управления на торговых парах ЦФА к ЦФА.

Проведенный сравнительный анализ торговых пар ЦФА в различных комбинациях позволил выявить закономерности, которые влияют на эффективность управления инвестиционным портфелем криптовалют.

3. Разработана и исследована математическая модель временных рядов стоимостных показателей, информационных функций и сигналов с алгоритмом сглаживания, учитывающим широкую вариативность и высокочастотные флуктуации.

В финансовых временных рядах стоимостных показателей и процессов могут быть выявлены существенные флуктуации, искажающие основополагающие тренды и мешающие интерпретации полезных сигналов, закономерностей и паттернов. В свою очередь это может ограничивать и понижать эффективность интеллектуального анализа процессов и приводить к неверной трактовке тренда или получать результат с ощутимой задержкой.

Повышение достоверности последующего технико-экономического анализа достигается обработкой временного ряда стоимостных показателей пороговой обработкой (трешолдингом). Для разработки математической модели предварительной обработки отсчетов временных рядов из-за широкой вариативности и высокочастотных флуктуаций в работе предложен алгоритм предварительной пороговой обработки для сглаживания значений стоимостных показателей.

Существенной особенностью разработанной модели и алгоритма является реализация обработки динамично изменяющихся нестационарных временных рядов уровней стоимостных показателей ПА, что позволяет снизить погрешность представления данных и представить трендовые структуры и закономерности с повышенной точностью в технико-экономическом анализе.

4. Разработан метод автоматизированного мониторинга цифровых финансовых активов, базирующийся на вейвлет-преобразовании временных рядов с предварительной пороговой обработкой детализирующих коэффициентов. Данный метод позволяет понизить флуктуации в высокочастотных компонентах временного ряда для его дальнейшего анализа.

Исследования показали высокую степень чувствительности аппарата искусственных нейронных сетей, вейвлет-обработки и технико-экономического анализа к качеству входной информации. Так как шум в сигналах не всегда корректно проецировать на финансовые ряды, подобные флуктуации можно определить, как случайные вариации показателя.

Для повышения качества входной информации используется вейвлет-преобразование с пороговой обработкой, что является существенной отличительной особенностью предлагаемого решения. Порог обработки в таком случае выбирается согласно адаптивному критерию. После этого сглаженный сигнал, представленный набором аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов, передается на блок интеллектуального анализа для мониторинга и прогнозирования. Это позволяет ослабить флуктационные компоненты по критерию сигнал/шум.

Предварительная вейвлет-обработка и применение аппроксимирующих коэффициентов в качестве входных сигналов искусственной нейронной сети (далее ИНС), повышает точность представления данных и снижает ошибку обучения нейронной сети.

5. Разработан алгоритм прогнозирования временных рядов стоимостных показателей цифровых валют с применением искусственных нейронных сетей и технико-экономического анализа.

Искусственная нейронная сети, построенная на основе многослойного персептрона прямого распространения с использованием разработанного алгоритма обучения методом обратного распространения ошибки позволяет осуществлять прогнозирование изменения значений исследуемой функции.

Система прогнозирования, реализованная на трехслойном персептроне прямого распространения, формирует временной ряд отсчетов значений процесса. Полученный очищенный от помех обработанный выходной временной ряд в реальном времени и обработанный выходной временной ряд прогноза представляют информацию в устройствах отображения и в системах принятий решений с более высокой точностью. Реализация алгоритма с НС прямого распространения осуществляется с меньшими вычислительными затратами. Дополнительным эффектом является также возможность гибкого изменения архитектуры нейронной сети в случае изменения требований на длительность прогноза.

6. Разработан метод управления цифровыми финансовыми активами, базирующийся на осуществлении торговых операций в соответствии с рыночными трендами.

Предложенная методология управления торговыми операциями базируется на двух подходах. Один из них – прогнозирование с помощью искусственной нейронной сети. Нейросеть в зависимости от текущей ситуации на рынке анализирует входной временной ряд, выявляя при этом паттерны и закономерности. На основе полученной информации производится вероятностная оценка каждой из возможных закономерностей и выносится рекомендация к принятию управляющего решения по исполнению торговых операций. Другой подход предусматривает беспрогнозное принятие решения.

При данном подходе предлагается автоматическое принятие управляющих решений при помощи разработанных программных торговых роботов. Для этого предложен трендовый метод управления цифровыми активами, отличающийся принятием управляющего решения в соответствии с трендами, независимо от полярности рынка. Важное преимущество – практически полное отсутствие риска потери покупательской способности актива на не маргинальном рынке. Предлагается реализовать систему одновременно с трендовыми и прогнозными методами управления таким образом, что последний будет корректировать управляющее воздействие в зависимости от текущего тренда рынка. В этом случае повышается общая эффективность автоматизированной системы управления ЦФА, но остается проблема выявления глубины трендов. Чтобы ее нивелировать предлагается рассчитать безопасный расход депозита на исторических данных, а также благодаря синтетических тестам или тестам в режиме реального времени.

7. Разработано программно-методическое обеспечение по управлению ЦФА, отличающееся применением метода трендового управления, обеспечивающее возможность нахождения оптимальных параметров робота.

Программно-методическое обеспечение представляет собой программную систему автоматизированного трейдинга, платформу для моделирования и численного исследования торговых стратегий, а также методические описания для их использования при управлении цифровыми активами.

К фундаментальным параметрам разработанного метода в системе автоматизированного управления цифровыми активами относятся: шаг цены, объем задействованного депозита и требуемая доходность.

**Теоретическая значимость** заключается в совершенствовании научно-методологических основ управления торговыми операциями над ЦФА с использованием методов, моделей и адаптивных алгоритмов для автоматизированных торговых роботов, адекватно учитывающих особенности цифровых финансовых активов, а также сбор, агрегацию и представления временных рядов данных стоимостных показателей, позволяющих выполнять предварительную обработку, прогнозирование и технико-экономический анализ с повышенной точностью представления трендовых структур.

**Практическая значимость полученных результатов** заключается в возможности применения созданной методологии для проектирования систем управления цифровыми финансовыми активами, обеспечивающих повышение эффективности принимаемых инвестиционных решений по их покупке и продаже с контролем рисков. Разработанная для подтверждения результатов исследования автоматизированная система управления торговыми операциями над ЦФА с применением автономного облачного сервера, обеспечивает более эффективное распределение инвестиций в динамичных условиях конкурентной мировой цифровой экономики и получение 0.3...1% депозитарного объема при выполнении торгового цикла.

Результаты проведенных исследований временных рядов стоимостных показателей активов цифровой экономики, позволяют прогнозировать и выявлять тренды в курсах цифровых финансовых активов. Фрагменты исследований и разработок могут быть использованы в корпоративном секторе,

задаче регулирования и для создания гибридного суверенного фонда на базе ЦФА, а также при подготовке квалифицированных научных и технических инженерно-экономических IT кадров в России. Внедрение такого класса систем управления ЦФА и резервирования портфеля высоколиквидных цифровых активов может повысить устойчивость государства и центрального банка к геополитическим и валютным рискам, а также укрепить суверенный фонд.

Для своевременного формирования управляющих решений возможно использование полученных результатов исследований в других прикладных направлениях, где применим анализ временных рядов.

Результаты исследований могут также использоваться в учебном процессе по направлениям 09.03.01, 01.03.02 и 38.03.01 – «Информатика и вычислительная техника», «Прикладная математика и информатика» и «Экономика» профилей «Финансовые рынки и цифровые технологии», «Математические методы в экономике», «Финансовая безопасность и финансовые рынки в цифровой экономике» и «Цифровая экономика и большие данные»; по направлениям магистратуры «Экономика» и «Информатика и вычислительная техника» профилей «Экономические риски», «Экономика инноваций», «Управление проектами», «Аппаратное и программное обеспечение вычислительных систем», «Управление бизнесом в цифровой экономике» для бакалавров и магистров по следующим дисциплинам: нейрокомпьютерные системы, теория цифровой обработки информации, адаптивные методы прогнозирования, математические методы и модели поддержки принятия решений, экономико-математические методы прогнозирования, инструментальные методы в экономике.

**Внедрение и апробация результатов работы.** В результате выполнения работы на базе облачных технологий проведено развертывания системы мониторинга, автоматизированного торгового робота и платформы для синтетических тестов эффективности. Система позволит предложить и внедрить сервис банкинга криптоактивов в условиях реализации стратегии развития цифровой экономики в России. Возможно внедрение в частном корпоративном



секторе, а также для решения задач регулятора или государственного контроля за оборотом криптоактивов.

Реализация технологий автоматического управления в подобных системах позволит не только достигнуть высоких технологических показателей развития России, но и несет предпосылку к созданию нового финансового центра, что позволит выйти на равные конкурентные условия с мировыми бенефициарами в области ведения бизнеса и уровня развития финансовой системы.

Результаты исследований внедрены в процессе выполнения научно-технических проектов:

- договоры 261ГУ1/2013 от 23.10.2013 и 5032ГУ2/2014 от 26.12.2014 в федеральной программе УМНИК-2013-2014 по теме «Разработка системы автоматизированного управления рекламными кампаниями в сети Интернет» Фонда содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере;

- договор мол\_а № 16-37-00315 на тему: «Автоматизированная система контроля и прогнозирования стоимостных показателей экономических систем», Российский фонд фундаментальных исследований;

- договор 1113ГС1/21635 от 06.04.2016 в рамках федеральной программы СТАРТ-2015 по теме «Автоматизированная система контроля и прогнозирования стоимостных показателей экономических систем» Фонда содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере.

- договор СП-838 2018.5 в рамках получения стипендии Президента РФ 2018-2020 по приоритетным направлениям модернизации российской экономики, тема проекта: «Автоматизированный контроль, анализ и прогнозирование временных рядов в инвестиционно-финансовых системах».

Получены два свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Основные положения диссертационной работы докладывались на международных и всероссийских конференциях с последующей публикацией:

- открытие XVI Международной научно - практической конференции «Инновационные, информационные и коммуникационные технологии» (ИНФО - 2019) с пленарным докладом по результатам диссертационных исследований на тему: «Проектирование гибридных систем управления инвестиционно – финансовыми цифровыми активами», г. Сочи, Сочинский государственный университет. 01.10.2019;
- Международная сибирская конференция по управлению и коммуникациям, SIBCON 2015. Государственный омский технический университет. Россия, Омск. 21-23 мая 2015;
- 12-ый Международный симпозиум «Intelligent Systems – 2016», INTELS'16. Россия, Москва. 5-7 октября 2016;
- Третья международная конференция «Информационные технологии и нанотехнологии», ИТНТ-2017. Россия, Самара. 25-27 апреля 2017;
- International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM 2017. St. Petersburg, Russia. 16-19 May 2017;
- 14th International Scientific-Technical Conference on Actual Problems of Electronic Instrument Engineering, APEIE. Russia, Novosibirsk. 2-6 October 2018;
- Международная конференция «Информационные технологии в бизнесе и производстве», ИТБИ2018. Россия, Томск. 17-20 января 2018;
- Международный московский семинар по электронным и сетевым технологиям, MWENT 2018. Россия, Москва. 14-16 марта 2018;
- Пятая международная конференция «Информационные технологии и нанотехнологии», ИТНТ-2019. Россия, Самара. 21-24 мая 2019;
- 13-ая Международная научно-техническая конференция «Динамика систем, механизмов и машин» Евразийского технологического форума. Динамика 2019. IEEE. Россия, Омск. 5-7 ноября 2019;
- 14-ая Международная научно-практическая конференция «Электронные средства и системы управления». Россия, Томск. 28-29 ноября 2019;

- 14-ая Международная сибирская конференция по управлению и коммуникациям, SIBCON 2019. Государственный омский технический университет. Россия, Омск. 18-20 апреля 2019;
- International IEEE Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies, FarEastCon. Russia, Vladivostok. 1-4 October 2019;
- 6-ая международная конференция «Информационные технологии и нанотехнологии», ИТНТ-2020. Россия, Самара. 26-29 мая 2020;
- 23rd International Conference on Digital Signal Processing and its Applications, DSPA. 2021;
- 7-ая международная конференция «Информационные технологии и нанотехнологии», ИТНТ-2021. Россия, Самара. 20-24 сентября 2021;
- 8-ая международная конференция «Информационные технологии и нанотехнологии», ИТНТ-2022. Россия, Самара. 23-27 мая 2022;
- Всероссийская научно-практическая конференция «Информационная безопасность как элемент национальной безопасности», Россия, Нижегородская академия МВД России. 31 марта 2023;
- XX Международная научно-практическая конференция «Инновационные, информационные и коммуникационные технологии» (ИНФО-2023) с пленарным докладом по результатам диссертационных исследований, г. Махачкала, Дагестанский государственный технический университет 03.10.2023.

**Основные положения** диссертационной работы, выносимые на защиту

1. Предложена методология проектирования систем управления цифровыми финансовыми активами, которая позволяет проектировать системы управления инвестиционно-финансовыми активами цифровой экономики, обеспечивающие динамичное распределение и хеджирование рисков обесценивания ПА. Построенная на основе методологии система генерирует от 12% до 40% прибыли совокупно в базовом и котируемом активе за 1 год, что подтверждает эффективность предложенной методологии.

2. Получены сравнительные результаты исследований группы активов торговых пар ЦФА для повышения эффективности управления ПА в автоматизированных системах управления, которые позволили выявить преимущество управления цифровыми активами по сравнению с традиционными активами, что обеспечивает более высокую доходность с помощью автоматизированных систем управления.

3. Разработана математическая модель временных рядов, представляющая динамично изменяющиеся нестационарные уровни стоимостных показателей ПА с алгоритмом сглаживания и анализа трендовых и периодических структур с применением вейвлет-обработки, учитывающим широкую вариативность показателей, который позволяет снизить погрешность представления данных на 7...9% по сравнению с исходным временным рядом.

4. Разработан метод автоматизированного мониторинга цифровых финансовых активов, базирующийся на вейвлет-преобразовании временных рядов с предварительной пороговой обработкой детализирующих коэффициентов, позволяющий понизить флуктуации высокочастотных компонентов временного ряда для его дальнейшего анализа. Метод позволяет произвести предварительную обработку временных рядов с трешолдингом и ослабить помеховые компоненты по критерию сигнал/шум, что обеспечивает снижение риска получения недостоверных данных на 7% при технико-экономическом прогнозировании стоимостных показателей.

5. Разработан алгоритм прогнозирования стоимостных показателей, объединяющий технико-экономический анализ, аппараты искусственных нейронных сетей и регрессионного анализа. Алгоритм прогнозирования, реализованный на базе ИНС совместно с предварительной вейвлет-обработкой позволяет повысить точность прогнозирования изменений данных временного ряда стоимостных показателей до 77-86% и расширить горизонт предсказания на 20-30% по сравнению с известными системами и методами.

6. Разработан метод трендового управления ЦФА отличающийся принятием управляющего решения в соответствии с трендами, независимо от полярности рынка, который обеспечивает получение 0.3...1% депозитарного объема при выполнении торгового цикла.

7. Разработано программно-методическое обеспечение по управлению ЦФА, которое позволяет производить численное исследование, а также моделирование синтетических тестов торговых стратегий на исторических значениях стоимостных показателей для оценки эффективности при разных настройках, что обеспечивает возможность адаптивной подстройки параметров работа с учетом динамики рынка.

**Публикации по работе.** По результатам выполненных исследований опубликовано 58 работ, в том числе две монографии, 16 статей в журналах из перечня ВАК, 9 статей в журналах, индексируемых Scopus и Web of science, патент на изобретение и два свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ.

**Структура и объем работы.** Диссертационная работа состоит из введения, пяти глав, заключения и трёх приложений, изложена на 258 страницах, содержит 107 рисунков, 20 таблиц, список литературы состоит из 290 наименований.

## **1 Процессы ценообразования цифровых инвестиционно-финансовых активов**

Первая в мире цифровая валюта или криптовалюта биткоин была сгенерирована 3 января 2009 года [248]. Первая транзакция (перевод) в блокчейне этой сети произошла спустя несколько дней – 12 января. Начиная с момента генерации первого блока в 50 биткоинов до момента появления первых площадок для обмена (торгов) с фиатными валютами прошло примерно три года. За это время до первого сокращения награды 2012 года было сгенерировано 10500000 биткоинов, а сама она стала набирать популярность, доказав устойчивость технологии. Все это послужило первой волне заинтересованности, росту спроса и соответственно росту стоимости биткоин.

Первая волна популярности привела к появлению площадок, работающих по принципу внебиржевого обмена, как в настоящее время функционируют OTC-площадки<sup>1</sup>. Они заложили структуру рынка криптовалют и были этапом, предваряющим появление полноценных бирж для осуществления торговых операций с криптоактивами.

С течением времени исторически данные об изменениях стоимости на этих площадках позволили обратить внимание на некоторые специфичные особенности и закономерности процессов ценообразования, свойственные новому классу активов, построенных на блокчейн-технологии.

### **1.1 Технология блокчейн в задачах цифровой экономики**

В условиях становления российской экономики экономическое развитие страны напрямую зависит от скорости перехода к цифровой экономике (далее – ЦЭ). Цифровая экономика – это хозяйственная деятельность, где ключевым фактором производства являются данные в цифровом виде, обработка больших объемов и использование результатов анализа которых по

---

<sup>1</sup> Внебиржевая сделка — это сделка с финансовым инструментом, заключённая сторонами напрямую, а не через биржу.

сравнению с традиционными формами хозяйствования позволяют существенно повысить эффективность различных видов производства, технологий, оборудования, хранения, продажи, доставки товаров и услуг [254]. Без цифровой экономики невозможно обеспечить конкурентоспособность страны на мировом рынке, в связи с этим она становится наиболее приоритетным направлением экономического развития нашего государства. Для ее совершенствования и внедрения необходимо освоение новых технологических решений, одним из которых является блокчейн. Среди первого известного блокчейн решения можно выделить биткойн [186].

Биткойн разработан как тип блокчейна, где участники могут добавляться в бухгалтерскую книгу без необходимости получения одобрения, нет централизованного органа принятия решений и применяются наиболее стойкие механизмы защиты от атак. В частной сети блокчейн участники известны и пользуются доверием с определенным уровнем конфиденциальности. Например, в конгломерате многие механизмы не нужны или заменяются юридически обязывающими контрактами, заставляющими всех, кто подписал контракт, соблюдать эти правила. Это быстро меняет технические решения, используемые для осуществления транзакций в платежных системах. Принципиальная схема исполнения транзакции в сети блокчейн приведена на рисунке 1.1

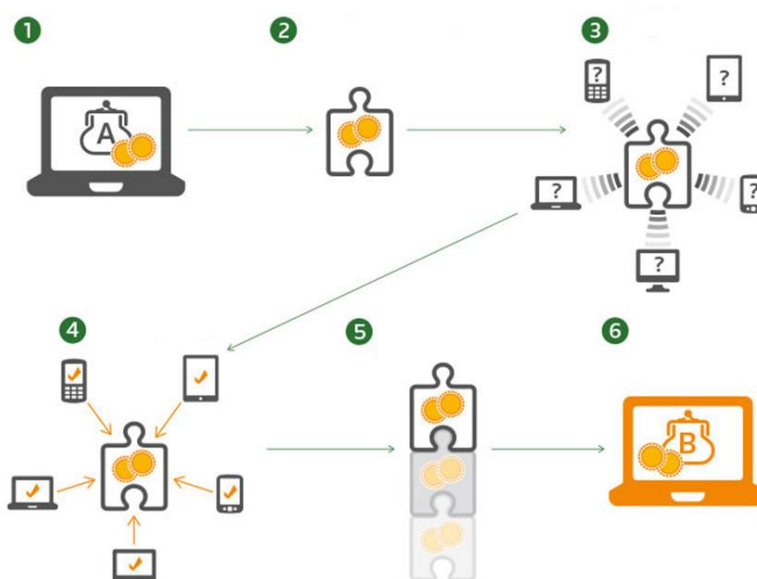


Рисунок 1.1 – Принципиальная схема исполнения транзакции в сети блокчейн

Как видно из рисунка 1.1 с примером: семь участников блокчейн – сети, которые работают в децентрализованной распределенной сети. В данном примере показана реализация технологии блокчейн в системе биткойн. Транзакция осуществляется по следующей последовательности:

- 1) Участник А хочет отправить 2 биткойна участнику В.
- 2) Эта транзакция из 2 биткойнов вместе с другими транзакциями отправляется в режиме онлайн в виде блока.
- 3) Затем этот блок транслируется каждому участнику сети.
- 4) В приведенном примере пять участников на этапе 3 и 4 будут выступать в качестве валидаторов сети. Они подтверждают, что сделка является действительной.
- 5) Новый блок, содержащий транзакцию, добавляется в цепочку блоков.
- 6) 2 биткойна передаются от участника А к участнику В.

На этапе 4 валидаторы выполняют криптографические алгоритмы и проводят оценку и проверку истории каждой рассматриваемой цепочки блоков. Если оценка докажет, что история и хэш-значения действительны, то транзакция принимается. Это называется распределенным консенсусом. Если валидаторы по каким-то причинам не могут подтвердить достоверность информации в цепочке блоков, то данные отклоняются, ввод блока блокируется, и он не добавляется в цепочку блоков. Здесь следует отметить, что каждый блок похож на страницу в книге. Так же, как страница содержит две основные характеристики: название заголовка, содержащего название книги/главы и номер страницы, и содержание книги, которая является историей, блок в цепочке блоков содержит заголовок, который является хэш-значением предыдущего блока и содержание самой bitcoin транзакции. Так, блок 2 содержит хэш-значение блока 1, блок 3 – хэш-значение блока 2, блок N – хэш-значение блока N-1. Первый блок называется блоком генезиса и отличается от других блоков тем, что он не содержит хэш-значение другого блока и, следовательно, дает неизрасходованную субсидию.



Новые блоки добавляются и связываются со старыми блоками цепочки блоков. Эта цепочка постоянно обновляется таким образом, чтобы каждая книга оставалась неизменной. Наличие этого хэш-значения делает блокчейн надежным. Если говорить о блоке 3, то значения хэшей во всех его последующих блоках (блок 4, блок 5, ..., блок N) также изменяются, что приводит к образованию регенерированной цепочки блоков. Этот децентрализованный, прозрачный механизм делает блокчейн безопасной и относительно надежной технологией. Валидаторы и генераторы добавляют новый блок в блокчейн только в том случае, если достоверно убедятся, что это самый последний блок в самом длительном действительном изменении. Еще одним моментом, который следует отметить, является то, что в цепочке блоков длина цепочки определяется не количеством блоков, а совокупной сложностью блоков. Считается, что блокчейн действителен, если:

- 1) Все блоки в цепочке блоков действительны.
- 2) Все транзакции, содержащиеся в блоках, являются действительными.
- 3) Блокчейн начинается с блока генезиса.

Блокчейн - это распределенная книга, в которой в цифровом формате фиксируется история транзакций между сторонами. Информация хранится в блоках данных, которые «связаны» друг с другом [224]. Каждый блок данных, добавленный в цепочку – уникальный и зашифрованный, имеет штамп даты, что делает его неизменным. Информация в цепочке блоков не может быть взломана или подделана и сразу же «доверяется» и, следовательно, принимается всеми, кто имеет доступ к цепочке пользователя.

Технология блокчейн помогает компаниям внедрять смарт-контракты – компьютерный код, размещенный в блокчейне, который определяет и исполняет условия соглашения между сторонами. Например, в типичном сценарии отгрузки товаров задействовано большое количество сторон – грузоотправители, логистики третьей стороны, перевозчики и грузополучатели. За каждую поставку выполняются транзакции и документы, которые сохраняются накладные, счета-

фактуры, доказательство доставки (proof of delivery) и многое другое. Каждая транзакция становится постоянной записью в журнале, которая легко проверяется всеми, кто имеет доступ к цепочке. Используя данные из блокчейн, участники сети могут проверить блок или полезную нагрузку операции, создав прозрачную и эффективную систему управления всеми документами и операциями, связанными с логистикой и процессом цепочки поставок [285]. Подобное решение задачи коммивояжера или логистики с применением блокчейн-технологий приведено на рисунке 1.2.

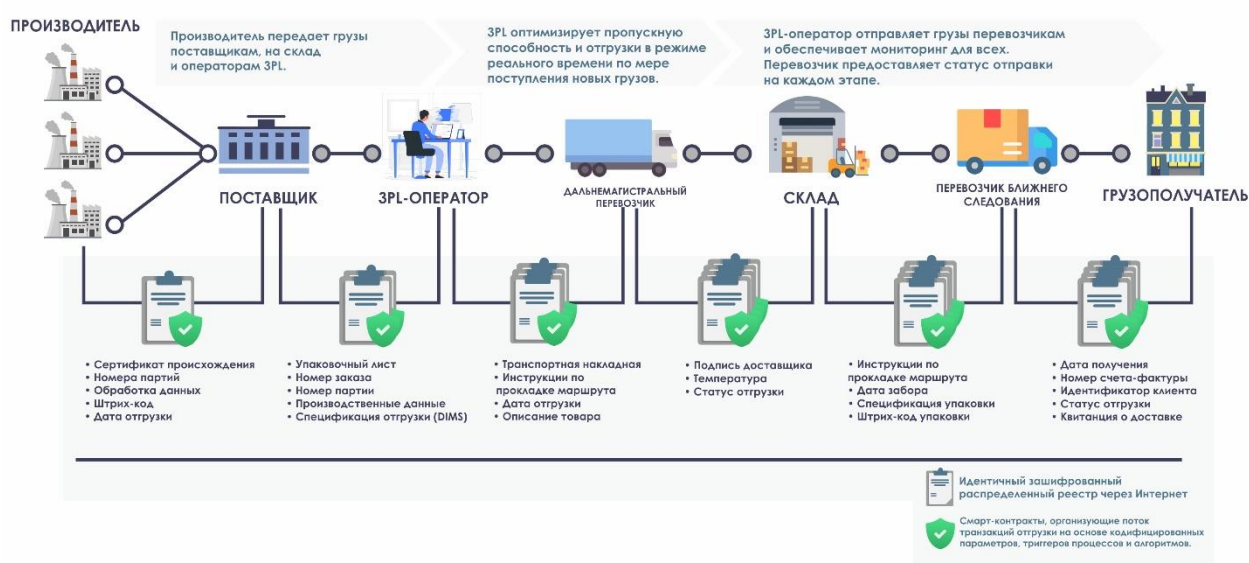


Рисунок 1.2 – Применение технологии блокчейн в логистической цепи поставок

Для случаев использования, не требующих высокой степени децентрализации, но нуждающихся в улучшении координации, технология распределенных бухгалтерских книг (distributed ledger technology, DLT) может помочь корпорациям улучшить управление и стандарты обмена данными и сотрудничества. Технологии блокчейн и DLT могут лишить банки возможности предоставлять ключевые услуги, в том числе платежи благодаря созданию децентрализованной книги учета платежей. Кроме этого, к таким услугам можно отнести системы клиринга и расчетов, сбор средств (ICO, IEO), ценные бумаги, кредиты и займы, а также торговое финансирование, заменив громоздкий процесс оформления коносаментов в отрасли торгового финансирования.

Вычислительная сложность и мощность сети является важным параметром биткоин. Этот параметр определяет уровень безопасности и вычислительную сложность, задействованную для поддержания процесса производства новых цепочек блоков, содержащих текущие и новые транзакции. Чем выше этот параметр, тем сложнее взломать сеть, то есть организовать атаку, способную скомпрометировать все предыдущие расчётные цепочки блоков и записать свои собственные новые. Для этого требуется эквивалент мощностью более 51% от текущей мощности всей сети. Майнеры инвестируют вычислительные мощности и электроэнергию в защитную инфраструктуру сети, получая за это вознаграждение.

## **1.2 Структура рынка цифровых валют и специфика формирования криптовалютных биржевых площадок**

Рынок цифровых валют зародился в 2011-12ых годах на первых цифровых торговых площадках, созданных специально для криптовалют. Это bitcoinmarket, trade hill, Mt. Gox, Btc-e (Wex), Bitstamp и другие, ощутимая часть из которых сегодня не функционирует [33]. Изначально торговался только биткоин, далее появились лайткоин, спустя несколько лет – эфириум и рипл. Биткоин был создан в начале 2009 года, лайткоин (тикер – LTC, litecoin) 2011, рипл (XRP, ripple) 2013 и эфириум (ETH, ethereum) 2015. Среди первых пользователей и владельцев цифровых валют были как правило специалисты it-направления, хакеры, мелкие спекулянты и владельцы теневого бизнеса.

По стоимостной оценке, цена колебалась от 2 до 15 долларов в 2011 году [116] на раннем этапе развития рынка (рисунок 1.3). Динамика тренда носит циклический характер и позволяет выделить основные вершины в конце 2013 года, 2017 года и 2021 года. Это связано с особенностью модели эмиссии, которая сокращает выпуск новых блоков биткоинов примерно каждые четыре года и стимулирует новый ценовой тренд.



Рисунок 1.3 – График стоимости первой криптовалюты (биткоин)

Как видно из графика, представленного на рисунке 1.3, на среднесрочных интервалах динамика носит положительно растущий характер и предыдущие минимумы не перебиваются.

С ростом числа произведенных биткоинов, числа активных пользователей и торговых площадок повышалась его стоимость. Вместе с появлением новых криптовалют это привело к динамичному увеличению капитализации всего крипторынка [205] (рисунок 1.4).



Рисунок 1.4 – Капитализация биткоин в рублевом эквиваленте с 2013 года

Согласно графику капитализации, приведенному на рисунке 1.4, видно, что в 2014 году в рублевом эквиваленте она составляла ориентировочно 900

миллиардов, а в 2021 превысила 100 триллионов рублей. Это стократный рост за менее чем десятилетний период.

Первые торговые площадки для криптовалют носили больше сервисный характер, отличительной чертой которого была возможность обмена p2p (peer-to-peer, равный к равному) между физлицами, с книгой предложений и заявок на покупку и продажу биткоин. С ростом рынка и внедрения автоматизации появился биржевой стакан с динамической обработкой заявок в режиме реального времени как у бирж на традиционных рынках.

Отличительной особенностью нового рынка являлось то, что он носил спотовый не деривативный характер, исключающий маржинальные риски. Однако, спустя несколько лет на криптобиржах также стала появляться маржинальная секция, позволяющая «играть на понижение». Разница между стоимостью активов в первое время на разных площадках была достаточно ощутима, но со временем практически исчезла благодаря появлению большого числа арбитражных игроков.

До появления криптовалютных площадок получить криптовалюту можно было только с помощью добычи через майнинг на графическом GPU и центральном CPU процессоре компьютера посредством технологии proof-of-work (доказательство выполненной работы, далее pow). Доказательство работы более децентрализованный способ подтверждения транзакций на блокчейне, в отличие, например, от появившегося позднее и набирающего все большую популярность – доказательство доли владения (proof-of-stake, далее pos). Технология pow требует большего количества компьютеров и участников сети по всему миру для рассмотрения и одобрения транзакций, в отличие от более централизованного сосредоточения капитала (pos).

Список всех транзакций в сети и составляет всю цепочку блокчейна биткоин. Новая транзакция в сети происходит по принципу добавления новой записи к общей. Майнер, рассчитавший хэш функции с определённым результатом, получает вознаграждение, состоящее из новых биткоинов и

комиссии сети (часть отправленных пользователем биткоинов). Таким образом, отправители ценности покрывают издержки майнеров на электроэнергию для производства нового блока и соответственно добавления новой записи в цепь блокчейна с целью поддержания жизнедеятельности сети.

Когда объём рынка достиг уровня, требующего совместимости с фиатными валютами, стали появляться первые криптобиржи. На сегодняшний день примерная структура криптовалютной площадки [94] выглядит как на рисунке 1.5.



Рисунок 1.5 – Структура криптовалютной биржевой площадки

Как видно из схемы на рисунке 1.5, основными структурными элементами торговой площадки криптовалюты являются технологическая часть, безопасность, финансы, операционная часть, маркетинг, юридическая часть, продажи и ликвидность. В свою очередь в операционную деятельность входит управление учетными записями, управление проектами, техническое обслуживание, операционно-расчетный центр и клиентская поддержка. Финансирование отвечает за пополнение и вывод средств, банковские операции, платежные системы, управление рисками, а также горячие и холодные кошельки. Технологическая часть включает в себя серверную и интерфейсную части брокерской деятельности криптоплощадки. Это API для интеграций, торговый зал с биржевым стаканом, мобильное приложение и корпоративные кошельки. Блок безопасности состоит из внутренней безопасности, арбитражной защиты, холодных кошельков, а также системы защиты от мошенничества, хакерских и Ddos-атак. Юридический блок основан на договорах и соблюдении требований комплаенса, опирающихся на лицензии и нормативные акты. Сюда можно отнести правила, положения и условия использования площадки, работу с банковскими счетами, мониторинг блокчейна, лицензии и нормативные акты. Блок маркетинга отвечает за рекламу и продвижение. Блок продаж позволяет осуществить первичные продажи и удерживать клиентов. За поддержание стабильных торгов отвечает блок ликвидности, позволяющий использовать шлюзы в пулы ликвидности цифровых активов, устанавливать мосты с другими площадками, контролировать внутреннюю ликвидности и поддерживать макретыкинг.

К основному недостатку централизованных криптобирж можно отнести хранение активов на площадке, что в случае сбоя или мошенничества может привести к безвозвратным потерям. Ярким примером подобных историй служат криптовалютные площадки Mt. Gox, Btc-e, WEX, FTX, Cryptopia и другие. Хотя часть похищенных или утраченных средств пользователям пытаются вернуть, судебные издержки весьма существенны, а дела делятся годами. Например,

многим пользователям Mt. Gox, несмотря на решение суда, не вернули средства даже спустя 7 лет [86]. Подобные истории существенно повлияли на репутацию криптовалют, снизили доверие и соответственно возник спрос на более безопасные инструменты. Поэтому стало актуально создание новых децентрализованных площадок для обмена цифровыми валютами.

Поэтому кроме традиционных централизованных биржевых площадок для криптовалюты, стали появляться DEX-площадки. Это децентрализованные биржи являются новым витком в развитии криптоиндустрии, позволяющие пользователям держать криптоактивы на своих кошельках и подключаться к площадке только непосредственно для операции обмена. Наиболее известные в 2023 году DEX-площадки: Uniswap, dYdX, PancakeSwap [51-53] с совокупным суточным объемом торгов около 200 миллиардов в рублевом эквиваленте (февраль 2023 года), т.е. примерно на порядок меньше объемов, торгуемых на централизованных CEX-площадках.

Таким образом, рост стоимости и капитализация рынка криптоактивов дали существенный импульс в развитии ЦФА, позволили привлечь новых пользователей, инвесторов и майнеров, предоставляющих свои аппаратные вычислительные мощности для поддержания жизнедеятельности блокчейн-сети.

### **1.3 Особенности производства и создания криптовалюты**

#### **1.3.1 Сравнительный анализ цифровых валют и их основные параметры. Поколения блокчейнов и консенсус**

Технологии, на которых построены блокчейн-системы, показывают их фундаментальную ценность. Первое поколение блокчейна представляет собой биткоин, который разрабатывался в качестве альтернативы традиционным деньгам и существующей финансовой системе. Благодаря биткоину появилась возможность пользователям осуществлять пиринговые транзакции между собой, передавать и получать ценность независимо от банков. Ограничением такого подхода можно считать то, что нет технической возможности задать условия



сделки. Этот основной недостаток послужил причиной появления второго поколения блокчейнов в 2015 году, спустя шесть лет после появления биткойн.

Второе поколение блокчейнов ознаменовалось появлением ethereum (эфириум), который позволял задавать условия для транзакций, то есть исполнять самовыполняющиеся соглашения – смартконтракты [146]. Благодаря смарт-контрактам появились децентрализованные приложения, невзаимозаменяемые токены NFT для цифровых предметов искусства и мультимедиа контента, а также стейблкоины. Эфириум позволил участникам сети поддерживать друг с другом постоянные отношения благодаря интеграции условий в форме «если..., тогда...». Экспоненциальный рост развития блокчейн-технологий и массовый приток новых пользователей выявил новую фундаментальную проблему – масштабируемость. Из-за большого трафика росла нагрузка сети, транзакции требовали гораздо большего времени, а комиссии даже за небольшие транзакции стали слишком дорогими.

Кроме масштабируемости, важным требованием к блокчейнам нового поколения стали совместимость и необходимость в децентрализованном управлении. Последнее вызвано тем, что текущие блокчейны, начиная с биткойн как правило поддерживаются определённой группой разработчиков, которая и определяет дальнейшее развитие технологии. Это шло в разрез с общей концепции децентрализации и привело к созданию новых блокчейнов, где каждый нативный токен дает право голоса и сообщество на основании голосования принимает решения о дальнейших нововведениях и пути развития.

Примером блокчейнов нового третьего поколения могут служить polkadot и cardano. Кроме этого среди важных качеств блокчейнов отмечается скорость выполнения транзакций, что особенно важно при масштабировании сети. Скорость выполнения транзакций за единицу времени для различных блокчейн решений на 2022 год приведена в виде диаграммы на рисунке 1.6

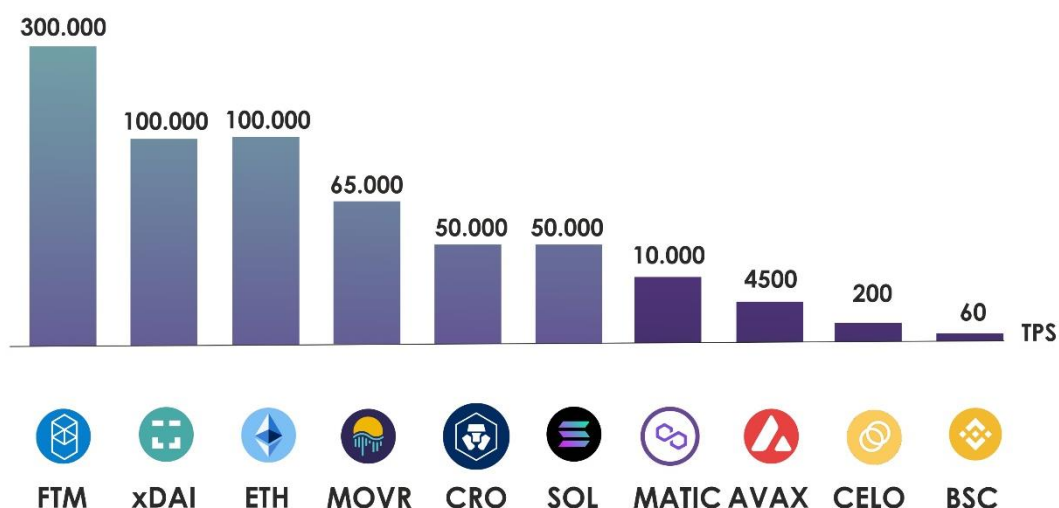


Рисунок – 1.6 Скорость выполнения транзакций, tps

Как видно из рисунка 1.6, наиболее технологически совершенными блокчейн решениями с точки зрения скорости выполнения транзакций являются fantom (FTM), ethereum (ETH) и стейблкоин xDAI. Они позволяют осуществлять транзакции со скоростью 100000 в секунду и более.

### 1.3.2 Осуществление новых транзакций и мемпул в блокчейн сети

При совершении транзакции, информация о ней помещается в базу MemPool, из которой майнеры берут блоки для обработки. Путем перебора переменных применяя алгоритм SHA-2(256) [276] майнеры ищут результат, удовлетворяющий минимальной границе значения хэша, устанавливаемой блокчейном. Если это получается, то другие майнеры проверят его на корректность и добавляют блок, присланный первым решившим, в цепочку.

Таким образом с течением времени формируется цепочка взаимосвязанных блоков, в которых содержится информация о всех транзакциях. Чтобы исключить рост размера нового блока, запись о всех предыдущих в него закладывается в виде хэша, размер которого фиксирован при любом объеме входных данных. Каждая новая транзакция содержит хэш предыдущего блока как указано на рисунке 1.7.

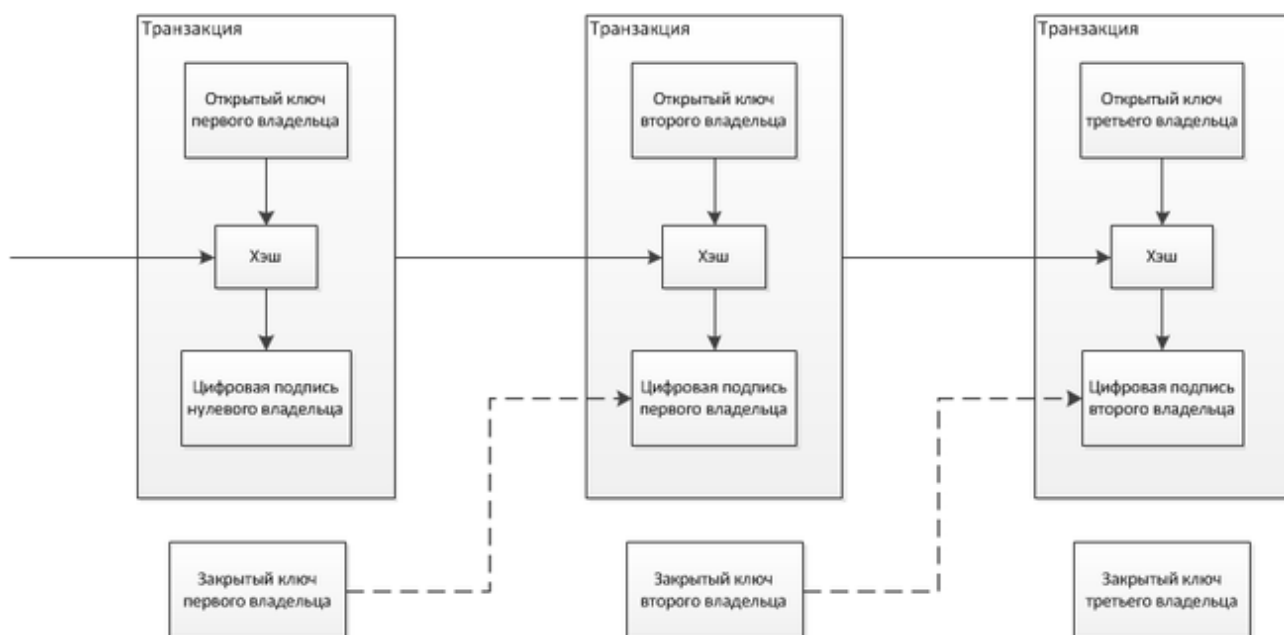


Рисунок 1.7 – Структура последовательных транзакций

Как видно из структуры на рисунке 1.7, каждая транзакция подписывается закрытым уникальным ключом владельца для исключения подмены.

Изначально в 2009 году сложность вычислений или количество операций при нахождении нужного блока была минимальной, а награда за найденный блок составляла 50 биткоинов. Поэтому для майнинга достаточно было иметь обычный персональный компьютер небольшой вычислительной мощности. Для этих целей годился центральный процессор или CPU (central process unit). С течением времени все больше участников сети стало использовать свои компьютеры для майнинга биткоинов и сложность автоматически возрастала.

После 2010 на первой волне известности биткоин, сложность выросла до состояния, когда CPU уже не давали ощутимый уровень добычи или не покрывали расходы на электроэнергию. Тогда для майнинга стали применять видеокарты GPU или FPGA-устройства (программируемая пользователем вентиляционная матрица). Благодаря возможности скоростных параллельных вычислений, такие аппаратные средства демонстрировали гораздо более высокую эффективность добычи биткоин, чем обычный процессор CPU.

До 2013 года применение графических карт было эффективным решением. Рост пользователей с появлением первых криптобирж существенно увеличился,

привлекая попутно новых майнеров. В ноябре 2012 года в сети биткоин на блоке 210000 произошел халвинг, т.е. снижение награды майнерам в два раза за найденный блок. Вместе с этим рост числа майнеров послужил новому витку появления специализированных устройств ASIC (application-specific integrated circuit, «интегральная схема для конкретного применения»), спроектированных специально для майнинга. Этапы применения различных устройств для майнинга и динамика изменения сложности сети биткоин приведены на рисунке 1.8.

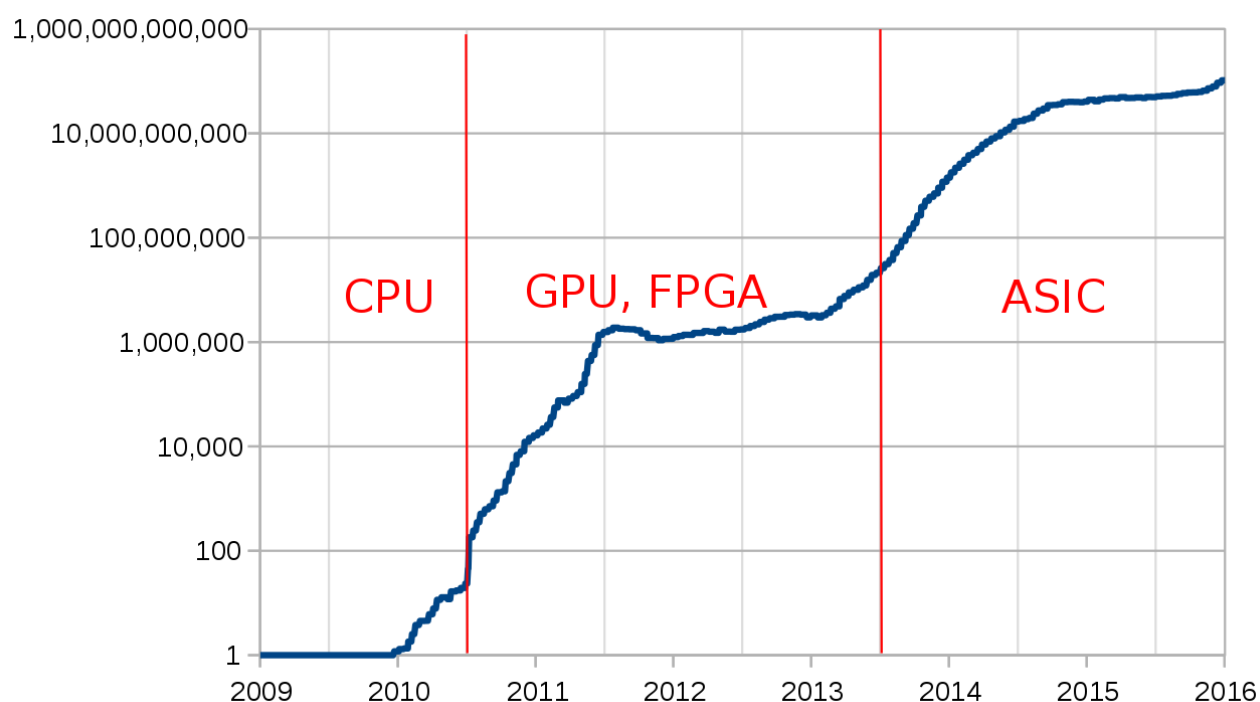


Рисунок 1.8 – Логарифмический график сложности майнинга

Из графика на рисунке 1.8 видно, что увеличение сложности и сокращение награды майнерам сделали не выгодным производство биткоин с помощью процессоров после первого халвинга в конце 2012 года. Графические ускорители смогли продержаться дольше, вплоть до третьего халвинга на блоке 630000 в мае 2020 года. После этого нишу аппаратного обеспечения плотно заняли в основном asic, специально разработанные для майнинга. Однако, с учетом повышения стоимости биткоин были периоды, когда майнинг на видеокартах все еще можно было применять в странах с дешевой электроэнергией и на других алгоритмах расчета, отличавшихся от SHA-256.

### 1.3.3 Устройства для майнинга

С большой долей вероятности можно отметить, что производство биткоинов с помощью майнинга останется рентабельным только на ASIC устройствах после четвертого (2024) и особенного пятого халвинга в 2028, когда награда за найденный блок сократится до 1,5625 биткоинов.

Также, отмечается что спустя 30 лет с момента появления биткоинов добыча его с помощью аппаратных мощностей станет затруднительна ввиду возрастающей сложности, стоимости электроэнергии и уменьшения награды за добытый блок. Компенсировать такие факторы сможет только экспоненциальный рост стоимости до 100 миллионов и выше в рублевом эквиваленте за единицу. В таком случае при постоянно растущей сложности добыча биткоинов может оставаться все еще оправданной.

Среди актуальных моделей ASIC на первую половину 2023 года можно отметить Antminer S19XP PRO HYDRO с водяным охлаждением, представленную на рисунке 1.9.



Рисунок 1.9 – Antminer S19XP PRO HYDRO

Представленная на рисунке 1.9 модель asic-майнера позволяет осуществлять перебор хэш функций со скоростью 255 th/s. Asic майнеры разрабатываются также для других криптовалют, например, litecoin майнер Antminer L7, представленный на рисунке 1.10.



Рисунок 1.10 – Antminer L7 9050mh

Модель asic майнера Antminer L7, представленная на рисунке 1.10 позволяет получить скорость расчета хэш функции 9050 mh/s для scrypt алгоритма и имеет вентиляторное охлаждение. Из-за специфики конструкции asic устройства нагреваются до 105 градусов Цельсия, производят акустический шум 80-100 дБ, существенно потребляют электроэнергию до 5,5 КВт и требуют технического обслуживания. Поэтому такие устройства требуют доработки, новых подходов и совершенствованию конструкции. В частности, в последнее время стали предлагаться системы водяного охлаждения, позволяющие ощутимо понизить акустический шум, исключить случаи перегрева, повысить мощность с помощью разгона и понизить требования к системе вентиляции и кондиционирования помещения. Для этого могут применяться контурные системы жидкостного охлаждения и иммерсионные ванны (рисунок 1.11).



Рисунок 1.11 – Иммерсионная ванная с майнинговым оборудованием

Применение подхода жидкостного охлаждения позволяет также повысить эффективность майнингового оборудования благодаря использованию энергии нагрева.

В качестве меры оценки эффективности асиков принято брать параметр, отражающий степень энергоэффективности. Это отношение количества затрачиваемой энергии в джоулях на перебор одного триллион хэшей. Например, для моделей асиков Antminer 19 серии энергоэффективность может достигать 20 Дж/Тх и ниже на более современных моделях. Этот показатель снизился более чем в 200 раз по сравнению с первыми устройствами 2013 года.

Таким образом, рост индустрии блокчейн технологий привел к развитию целого направления, связанного с добычей и производством специализированной аппаратуры для майнинга биткоин и других криптовалют. Повышение сложности и большое число майнеров, а также снижение награды каждые 210000 блоков или примерно 4 года делают майнинг все более затратным способом получения биткоинов.

## 1.4 Структура формирования стоимости цифровых валют. Хэшрейт, вычислительная сложность, халвинги

Первая и основная материнская криптовалюта биткоин для своей эмиссии использует модель производства proof of work [256], доказательство выполненной работы. Считается, что эта модель наиболее децентрализована в отличие, например, от proof of stake. В процессе майнинга используются аппаратные вычислительные мощности, которые необходимы для перебора хэш функций. Чем больше оборудования используется для поиска нужного блока, тем большее количество хэшей перебирается за единицу времени и тем выше вычислительная мощность всей сети биткоин. Ниже на рисунке 1.12 приведен график вычислительной мощности или хэшрейт сети биткоин [221] за последние три года с 2020 по 2023.

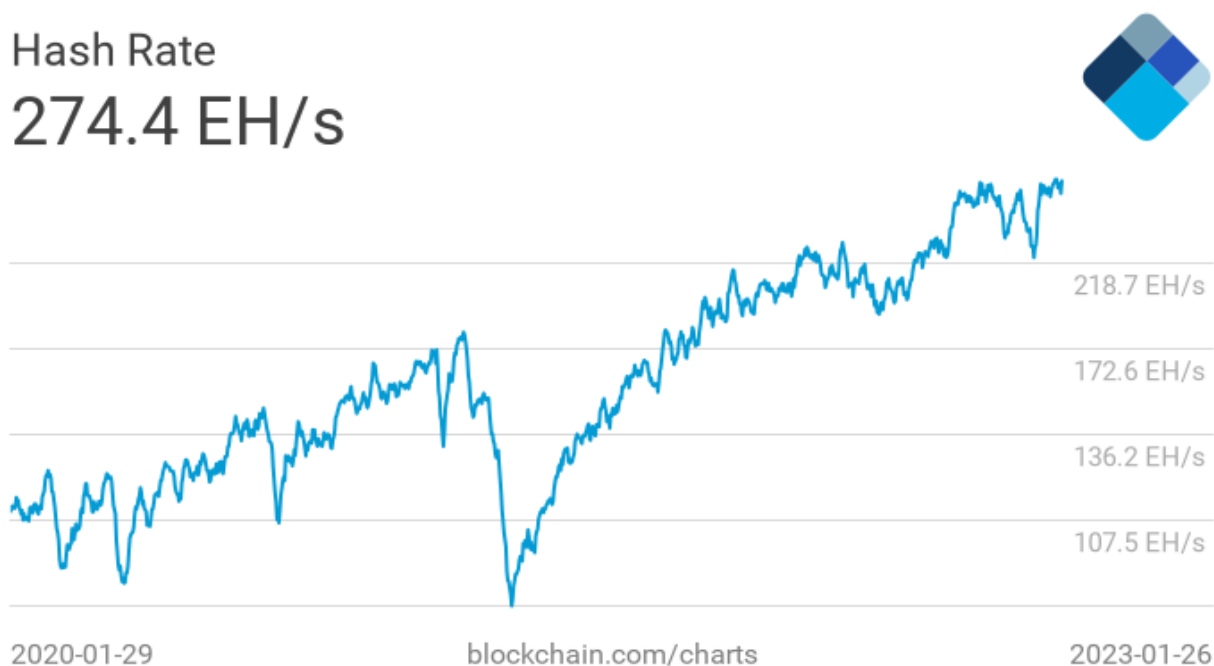


Рисунок 1.12 – Вычислительная мощность (хэшрейт) сети биткоин

График вычислительной мощности за последние 5 лет представлен на рисунке 1.13:





Рисунок 1.13 – Хэшрейт сети биткоин за 5 лет

Как видно из графиков на рисунках 1.12 и 1.13, несмотря на периодические снижения, мощность возрастает на длительных интервалах времени.

Для поддержания стабильности блокчейн сети биткоин требуется генерация новых блоков примерно каждые 10 минут. Для обеспечения таких временных интервалов в зависимости от вычислительной мощности сети рассчитывается сложность. Сложность сети — это количество рассчитанных майнерами хэшей, необходимое для нахождения нового блока в блокчейне биткоина. Этот параметр меняется каждые 2016 блоков или приблизительно раз в две недели. На рисунке 1.14 представлен график сложности сети биткоин.

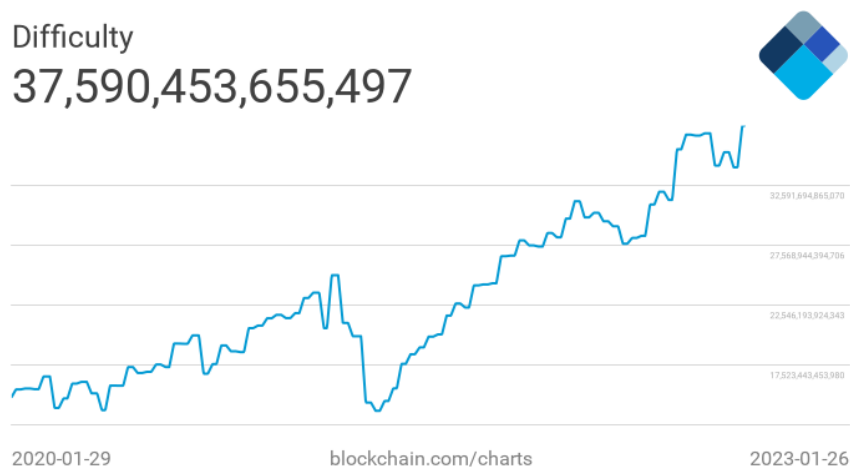


Рисунок 1.14 – Сложность сети биткоин

Как видно из графика на рисунке 1.14, сложность сети биткоин составляет более 37 триллионов операций и возрастает на длительных интервалах времени. Это связано с ростом числа задействованного аппаратного обеспечения и его совершенствованием. Спады на графике могут объясняться существенным снижением стоимости биткоин и последующим отключении оборудования ввиду низкой рентабельности.

Награда майнеров складывается из числа добытых блоков и комиссии пользователей за новые транзакции, включенные в эти блоки. Ниже на рисунке 1.15 показан график изменения дохода (награды) майнера на протяжении последних 10 лет с 2013 года.

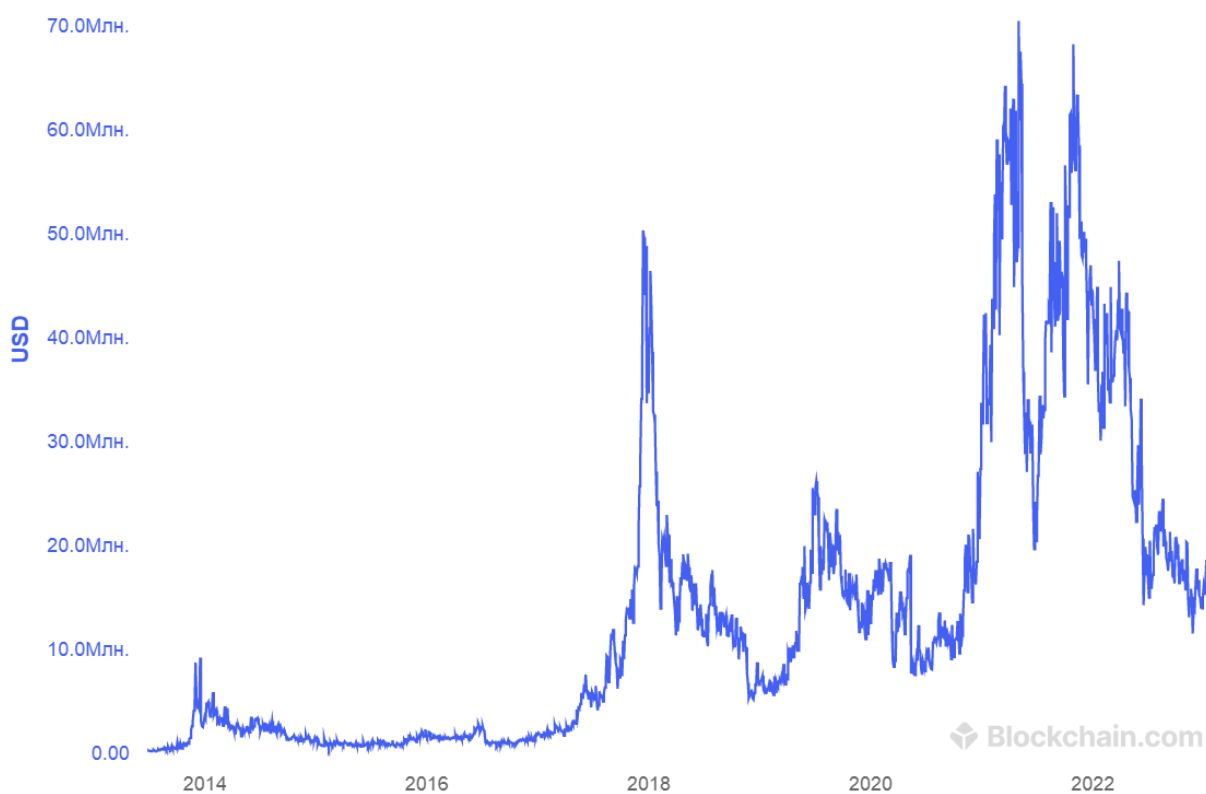


Рисунок 1.15 – Доходность или награда майнера (Miners Revenue, USD)

Как видно из графика на рисунке 1.15, доход майнеров с течением времени возрастает и существенно коррелирует с курсом биткоина, иногда опережая его, например, в 2014 и 2018 годах.

Вознаграждение майнера за найденный блок сокращается в два раза примерно каждые четыре года, фундаментально ограничивая эмиссию биткоин общим объемом предложения в 21 миллион (Таблица. 1).

Таблица 1. Награда майнеров в соответствии с найденным блоком

<b>Год</b>	<b>Месяц</b>	<b>Количество блоков</b>	<b>Вознаграждение, биткоин</b>
2009	Март	0	50
2012	Ноябрь	210000	25
2016	Июль	420000	12,5
2020	Май	630000	6,25
2024	Апрель	840000	3,125
2028	Март	1050000	1,5625
2032	–	1260000	0,78125
2036	–	1470000	0,390625
2040	–	1680000	0,1953125
2044	–	1890000	0,09765625
2048	–	2100000	0,04882813
2052	–	2310000	0,02441406
2056	–	2520000	0,01220703
2060	–	2730000	0,00610352
2064	–	2940000	0,00305176
2068	–	3150000	0,00152588
2072	–	3360000	0,00076294
2076	–	3570000	0,00038147
2080	–	3780000	0,00019073
2084	–	3990000	0,00009537
2088	–	4200000	0,00004768
2092	–	4410000	0,00002384
2096	–	4620000	0,00001192
2100	–	4830000	0,00000596
2104	–	5040000	0,00000298
2108	–	5250000	0,00000149
2112	–	5460000	0,00000075
2116	–	5670000	0,00000037
2120	–	5880000	0,00000019
2124	–	6090000	0,00000009
2128	–	6300000	0,00000005
2132	–	6510000	0,00000002
2136	–	6720000	0,00000001

Как видно из таблицы последняя добытая доля биткоина может быть получена в 2136 году. Некоторое отклонение датировки может быть вызвано динамично изменяющейся сложностью, вызванной плавающей совокупной мощностью оборудования, задействованного для поддержания работоспособности блокчейна биткоин.

Наиболее распространенные модели консенсуса это POW и POS. В POW модели новая криптовалюта генерируется на аппаратных мощностях посредством майнинга, а в POS с помощью стейкинга. В последнем случае пользователи хранят криптовалюту и обеспечивают работоспособность блокчейна.

В этом случае транзакции отправляются в пул и распределяются между валидаторами посредством смарт-контрактов. Узлы, называемые валидаторами генерируют криптовалюту. POS модели в отличие от POW, являются более простым механизмом заработка, не требуют высокой технической квалификации и контроля, имеют более низкий порог входа и считаются более экологичными и энергоэффективными.

Несмотря на то, что основную часть рынка криптовалют занимают активы, функционирующие на POS и POW моделях, в последнее время появляются новые альтернативные разновидности, построенные на разделении прав и смешивания в гибридной форме моделей доказательства выполненной работы и доли собственности. К ним можно отнести Proof-of-Authority (PoA, Процедура прихода к консенсусу с доказательством права), Delegated Proof-of Stake (DPoS), Proof of Importance (PoI), Hybrid PoS/PoW (Гибридный PoS/PoW). Последний гибридный алгоритм достижения консенсуса одновременно использует POW и POS что позволяет достигнуть баланса (консенсуса), создав систему управления между внутренними (держатели активов) и внешними (майнерами) участниками блокчейн-сети.

## 1.5 Особенности ценообразования цифровых валют

Учитывая особенности эмиссионной модели [202, 287], вознаграждения майнеров сокращается в два раза каждые 210000 блоков или примерно 4 года (рисунок 1.16). Эта особенность биткоин свойственна дефляционной модели редкого и дефицитного актива, что исключает обесценивание при бесконечном перепроизводстве, что происходит в традиционных инфляционных моделях на фиатных валютах. В оценке и прогнозе стоимости актива в таком случае можно анализировать запас биткоинов к притоку как показано на рисунке 1.16

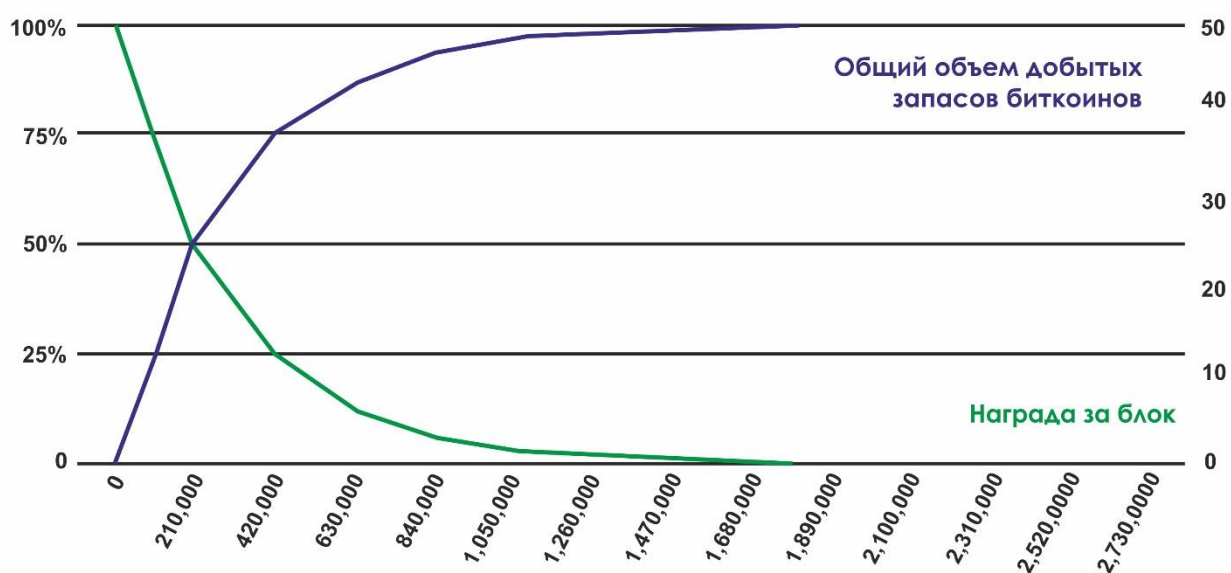


Рисунок 1.16 – Количество выпускаемых биткоинов в новых блоках

Принимая во внимание эту особенность можно получить аналитическую прогнозную оценку стоимости, рассчитав отношение числа выпущенных активов к их общей массе [196, 206]:

$$SF \text{ Ratio} = \text{Stock/Flow}$$

$$M = e^{-1.84} SF^{3.36},$$

где  $M$  – прогнозируемая стоимость,  $SF$  – отношение произведенного актива за год (stock) к общему числу (flow).

Такая модель получила название stock to flow (S2F). Расчет прогноза стоимости биткоин в долларах США приведён на графике (рисунок 1.17) и рублёвый эквивалент на графике (рисунок 1.18).

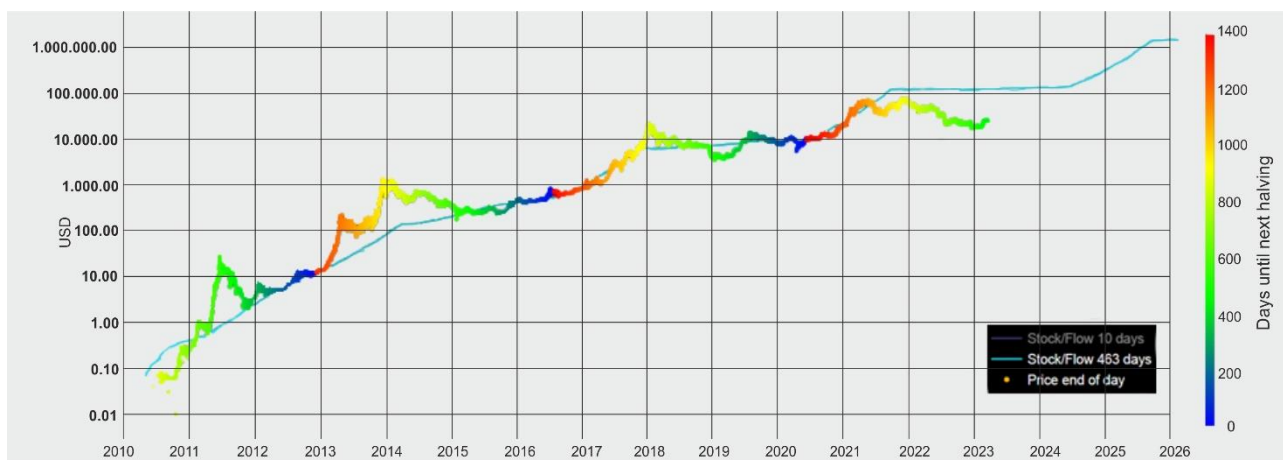


Рисунок 1.17 – График stock to flow с прогнозом стоимости, доллар США

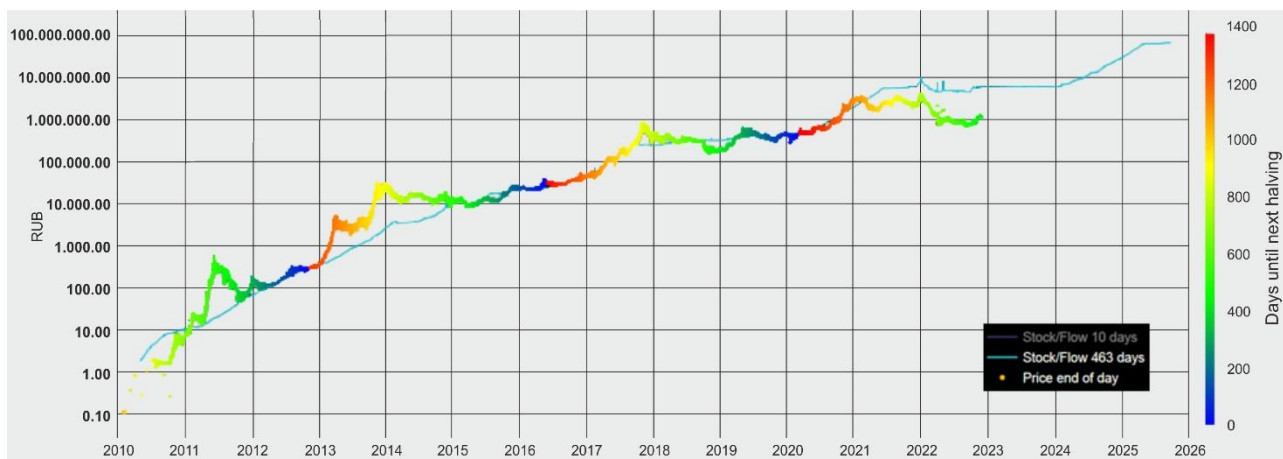


Рисунок 1.18 – График stock to flow с прогнозом стоимости, рубль

Опираясь на представленные графики (рисунок 1.17, 1.18) по модели S2F прогнозируется, что к 2026 году стоимость биткоин составит около 1 миллиона долларов США или 100 миллионов рублей.

Таким образом, можно предположить, что при постоянном спросе и обороте биткоин, его жестко ограниченной эмиссии, а также сокращении награды майнерам за найденный блок, т.е. сокращении выпуска новых биткоин, стоимость будет постоянно возрастать на долгосрочных интервалах, циклично колеблясь с периодом примерно 4 года.

Рынок, как и любой нечеткий процесс, сложно представить определенной математической моделью. Такой процесс затруднительно прогнозировать с целью управления активом, если рассматривать его в виде простого временного ряда безотносительно специфики и природы самого процесса. В случае анализа и прогнозирования временного ряда возможно получать некоторые трендовые направленности и оценивать динамику этих направленностей. Однако, практически невозможно получить реперные точки смены тренда и разворота. Для этого требуется выявить более сложные структуры, особенности и закономерности, свойственные исследуемому процессу. На рынке ЦФА также существуют специфические закономерности и паттерны.

Так как ЦФА имеют технические свойства криптовалют, то на ценообразование оказывают влияния эмиссионная модель и блокчейн-технологии.

Для выявления особенностей процессов изменения стоимости ЦФА были проведены исследования ценовой направленности основных видов криптовалют, графики которых представлены на рисунках 1.19 и 1.20.

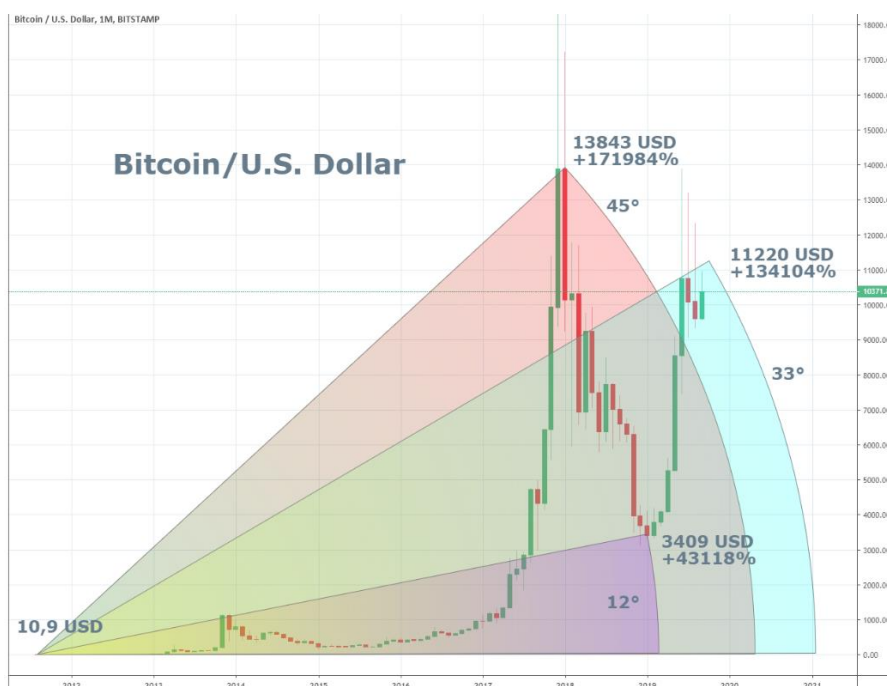


Рисунок 1.19 – Результат исследования динамики и направленности криптоактивов к традиционным фиатным фидуцированным валютам: доллар США к биткоину



Рисунок 1.20 – Результат исследования динамики и направленности криптоактивов к традиционным фиатным фидуцированным валютам: доллар США к эфириуму

Как видно из рисунков 1.19 и 1.20 ценовая направленность криптовалют к фиатным фидуцированным валютам имеет положительную растущую динамику на длительных интервалах и наклонность около 30-40 градусов относительно исходных точек отсчета начала торгов. Подобные паттерны свойственны всем растущим рынкам, однако они могут быть не всегда отработаны алгоритмами. Зачастую это может вызвано недостаточным корректирующим движением, требуемым для фиксации сделки и получения прибыли. Например, на росте весь актив был распродан, затем рост продолжился и дальнейшего корректирующего движения курса оказалось недостаточно для откупа. В этом случае более высокую эффективность на длительных временных интервалах демонстрируют стратегии инвестирования, а не краткосрочные торговые операции. То есть, большое значения имеет позиция открытия торговой операции. Если она будет существенно смещена к экстремумам при покупке на волне роста или



потенциальной стороне разворота, значительно возрастает риск утраченной прибыли, полной распроданности и остановки или ощутимой потери времени на вывод ее в прибыль. Кроме чувствительности к позиции пуска системы (начальных торговых операций) необходимо присутствие обоих активов торговой пары в наличии на балансе.

В качестве альтернативы торговых пар ЦФА к фиатным деньгам, были рассмотрены пары ЦФА к ЦФА. Результаты исследований и направленности динамики криптоактивов приведен на рисунках 1.21. и 1.22.



Рисунок 1.21 – Результат исследования динамики и направленности криптоактивов: рипл к биткоину



Рисунок 1.22 – Результат исследования динамики и направленности криптоактивов: лайткоин к биткоину

Здесь, в отличие от рисунка 1.19 и рисунка 1.20, отмечается средняя нулевая полярность по примеру центрированных сигналов. Существенно понижается чувствительность системы к фазе рынка в начале запуска или к фактору «удачи попадания в рынок» на старте, так как стоимость актива возвращается в среднее (исходное) положение. В таком случае корректирующее или возвращающее движение осуществляется постоянно, стоимость находится в коридоре, требуя в затяжных торговых циклах лишь больше времени. Последнее несет единственный значимый риск и в целом подобные выводы говорят о более высокой эффективности автоматизированных роботизированных алгоритмах трейдинга на торговых парах ЦФА к ЦФА.

В обоих случаях можно сделать вывод, что система управления ЦФА по умолчанию должна быть утроена таким образом, чтобы выполнять эффективные торговые сделки независимо от направления хода (тренда) цены. Однако, глобальная направленность рынка и момент начала торгов существенно влияют на эффективность торговых операций, поэтому требуется осуществлять дополнительный анализ методами волнового экономико-технического анализа и прогнозирования, в том числе с помощью искусственных нейронных сетей.

Сравнительные результаты исследований группы активов торговых пар ЦФА позволили выявить преимущество управления цифровыми активами по сравнению с традиционными активами, что обеспечивает более высокую доходность с помощью автоматизированных систем управления.

## **1.6 Методология проектирования систем управления цифровыми валютами**

В первой половине 2023 года совокупная вычислительная мощность (хэшрейт) основной блокчейн сети в очередной раз обновила исторический максимум, превысив показатель в 160 миллионов терахэшей в секунду [221]. Динамика развития цифровых активов увеличивается: за последние пять лет рынок вырос более чем в 50 раз и согласно интегратору финансовых рынков

coingecko [66] составил 85 триллионов с ежедневным объемом торгов 5 триллионов в рублёвом эквиваленте.

Все это предполагает необходимость в инструментах для повышения эффективности принятия решений по управлению ЦФА, адекватно отражающих их особенности развития и учитывающих характерные им условия работы.

Основной задачей при управлении ЦФА является принятие решений по осуществлению торговых операций с депозитарным счетом, что требует формирования методологии проектирования систем управления цифровыми активами, оснащенных комплексом моделей, методов и алгоритмов решения проблем управления экономикой [122]. Решение указанных проблем требует междисциплинарного подхода, интегрирующего методы экономики, информатики и математики.

Учитывая динамический характер изменения условий рынка [130] необходимо проведение новых исследований и разработок по созданию более совершенных алгоритмов анализа и предсказания временных рядов, отвечающих соответствующим экономическим показателям.

Результаты патентного поиска и анализа литературы по исследуемой теме указывают на необходимость использования достижений в области регрессионного и нейросетевого анализа временных рядов и, в том числе, в сочетании с методами теории вейвлет разложений.

В рамках такого подхода становится возможным обеспечить эффективное управление активами цифровой экономики и внедрение технологий блокчейн.

В качестве объекта управления предлагаемой методологии проектирования систем выступают финансовые активы цифровой экономики (рисунок 1.23). Исходная информация для принятия решений по управлению ЦФА представляет собой вектор параметров, определяющих чувствительность системы к возмущающим воздействиям внешней среды и закладывающих требования к ожидаемым результатам управления.

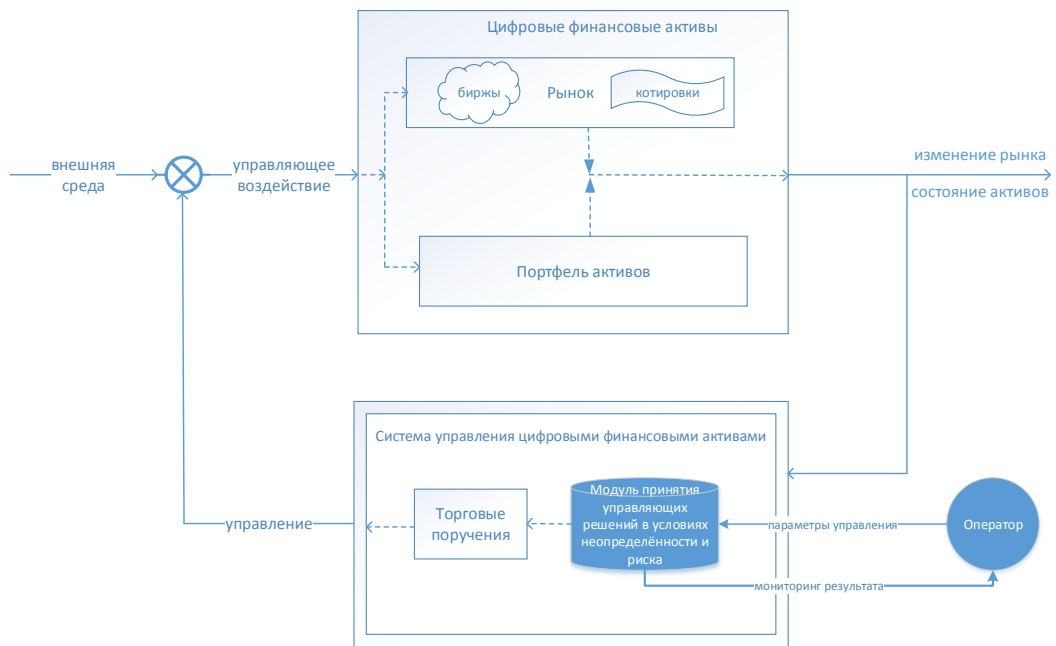


Рисунок 1.23 – Модель управления цифровыми финансовыми активами

Возмущающим воздействием является состояние рынка с постоянным динамическим изменением, отраженным в котировках и курсах активов цифровой экономики. Управляющая система, реализованная в виде программного кода, посылает управляющее воздействие в виде набора приказов на осуществление торговых поручений. Обратной связью выступает состояние объекта управления, то есть изменения депозитарного актива цифровой экономики, что требует корректировки воздействий управляющей системы в дальнейшем.

Математическая модель динамично изменяющихся нестационарных временных рядов стоимостных показателей ЦФА формирует исходную информацию для предварительной обработки с последующей передачей в систему критериев оценки результатов сглаживания и алгоритм вейвлет-преобразования с предварительной пороговой обработкой для алгоритма комбинированного многоступенчатого прогнозирования. Кроме этого, для реализации последнего необходимо учитывать подходы к оценке и обоснованию разработанных алгоритмов прогнозирования, методы автоматизированного мониторинга временных рядов [3] стоимостных показателей и управления ЦФА, методы принятия решений по покупке/продаже с применением

роботизированных систем, адекватных специфическим особенностям и закономерностям ценообразования ЦФА.

Методология проектирования систем управления ЦФА представляет собой последовательность следующих взаимосвязанных этапов исследования, приведенных на рисунке 1.24.

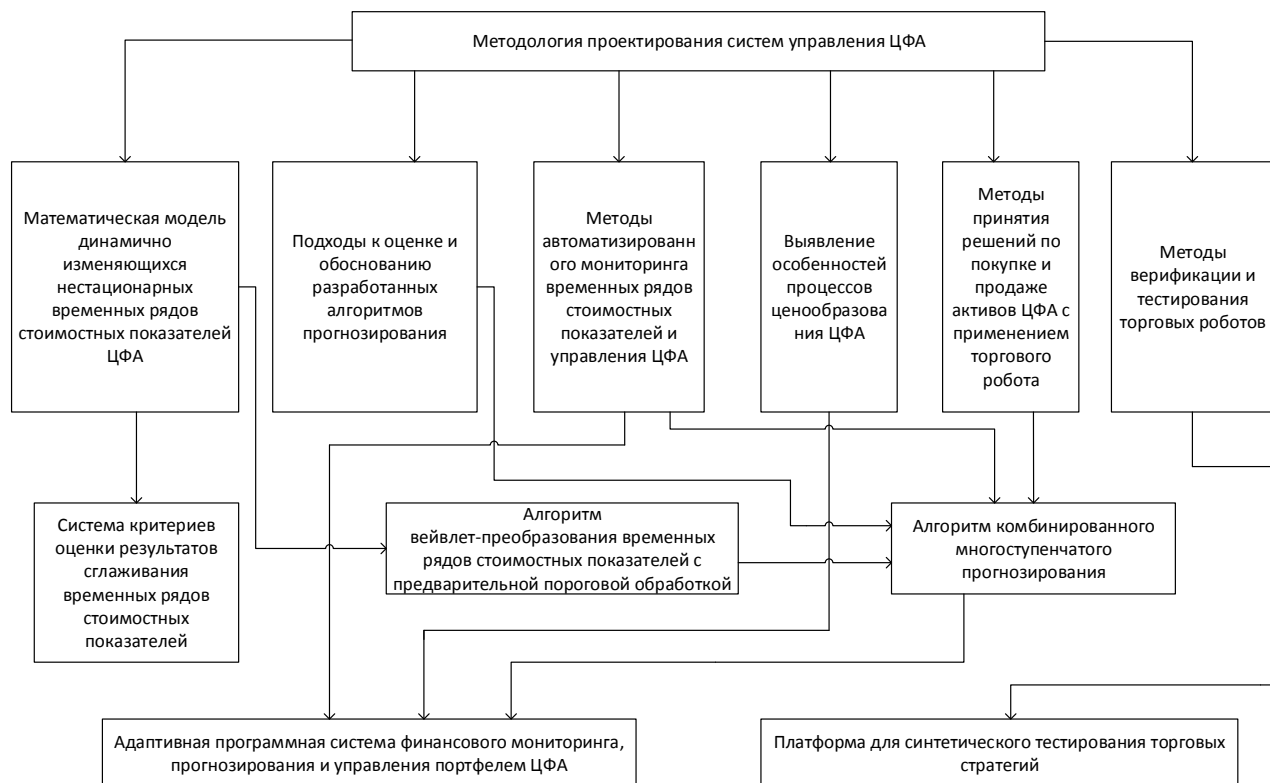


Рисунок 1.24 – Методология проектирования систем управления ЦФА

Методы автоматизированного мониторинга, включающие алгоритм комбинированного многоступенчатого прогнозирования и учитывающие выявленные особенности процессов ценообразования ЦФА позволяют проектировать адаптивную программную систему финансового мониторинга, прогнозирования и управления портфелем ЦФА. В свою очередь, методы верификации и тестирования торговых роботов позволят разработать платформу для синтетического тестирования торговых стратегий, как приведено на общей структурной схеме методологии (рисунок 1.24).

## **1.7 Выводы**

Процессы ценообразования криптоактивов носят специфичный по своей природе характер, обусловленный моделью эмиссии, отличительными параметрами и свойствами блокчейнов, а также структурой рынка криптовалют. Поэтому, необходим комплексный методологический подход при проектировании систем управления криптоактивами. Для этого требуется создание методов, моделей и алгоритмов мониторинга и управления ЦФА. В соответствии с этим необходимо рассмотреть временные ряды стоимостных показателей ЦФА, определить подходы и методы управления на основании прогнозных и безпрогнозных моделей. Последовательность вышеуказанных взаимосвязанных этапов исследования формирует методологию проектирования систем управления цифровыми валютами.

Таким образом, для создания и апробации методологии проектирования систем управления ЦФА необходимо провести общий анализ временных рядов стоимостных показателей криптовалют, исследовать искусственные нейронные сети для задачи прогнозирования стоимости, а также создать методы безпрогнозного управления на основе принятия решений в соответствии с трендом и экспертной оценкой методами технико-экономического анализа.

## **2 Общий анализ временных рядов и необходимые для него инструменты в задачах экономики**

Стоимостные показатели представляют собой одномерные векторы или массивы числовых значений величины показателя. Каждая итерация в этих массивах привязана к конкретному промежутку времени или тайфрейму, поэтому в теории о сигналах и цифровой обработке информации принято использовать определение – временной ряд.

В финансовых временных рядах стоимостных показателей и процессов могут быть выявлены существенные флуктуации, искажающие основополагающие тренды и мешающие интерпретации полезных сигналов, закономерностей и паттернов. В свою очередь это может ограничивать и понижать эффективность интеллектуального анализа процессов и приводить к неверной трактовке тренда или задержке при получении результата.

Повышение достоверности последующего технико-экономического анализа и прогнозирования достигается обработкой временного ряда стоимостных показателей пороговой обработкой (трешолдингом). Для разработки математической модели предварительной обработки отсчетов временных рядов из-за широкой вариативности и высокочастотных флуктуаций в работе предложен алгоритм предварительной пороговой обработки для сглаживания значений стоимостных показателей.

При решении задач предварительной обработки, анализа и прогнозирования значений временных рядов [121, с. 50], которыми представляются данные в динамических системах, предлагается применять математические модели и методы статистического анализа путем вейвлет-обработки. Полученные очищенные ряды исследуются с помощью применения аппарата искусственных нейронных сетей, волновой теории Эллиотта и других способов математического и технического анализа.

Волновая теория описывает социодинамику и экономические процессы [140], где движение стоимостных показателей принимает форму волн - пятиволновая импульсная трендовая структура или трехволновая коррекционная. Опираясь на уровни Фибоначчи, можно с определенной долей вероятности выявить закономерность, которая позволит составить прогноз дальнейшей динамики движения курса цифрового актива.

Таким образом, прогнозирование временных рядов стоимостных показателей в системе автоматизированного финансового мониторинга осуществляется с помощью комбинированного алгоритма, основанного на совместном применении аппарата вейвлет-преобразования и аппарата искусственных нейронных сетей. Подобный подход рассмотрен в работах Новикова М.А., Янчушка З.И., Терехова С.А., Болдырева С.В., Woubacar Doucoure, Kodjo Agbossou, Alben Cardenas [154, 198, 261]. Кроме этого, математический аппарат включает методы многомасштабного анализа сигналов и временных рядов, методы математической статистики, теории случайных процессов.

## **2.1 Регистрация, загрузка и хранение временных рядов стоимостных показателей**

Методы фиксации, сбора и хранения временных рядов стоимостных показателей имеют множество реализаций. Для изучения исторических данных котировок можно воспользоваться различными online-сервисами [162], которые на бесплатной открытой основе или, как правило, за оплату, позволяют получить доступ к своим базам данных по котировкам за практически любой промежуток времени на интересующий инструмент. Получив эти данные, становится возможным провести необходимые исследования и обработку полученных временных рядов для настройки стартовых параметров системы. Это позволит сократить время на эмпирический подбор параметров и понизить вероятность остановки системы из-за слишком раннего расходования депозита ввиду



чрезмерной чувствительности к волатильности либо напротив не обрабатывать движения рынка из-за слишком «зажатых», грубых параметров, рассчитанных на волатильность, существенно превышающую текущую. Последнее вызовет простой системы и сверхнизкую эффективность, если не приведет к потерям, например, когда актив не распродан, а его стоимость упала. Исключив и понизив по возможности эти отрицательные факторы, становится возможным более оперативная подстройка, калибровка системы согласно техническим особенностям биржи и природы движения (параметров) данного цифрового актива.

Для дальнейшего пополнения базы и адаптивной подстройки системы будет достаточно просто сохранять во временной ряд те котировки, значения которых возвращает биржа сиюминутно в каждый последующий момент времени посредством набора функций API [172]. В этом случае, временной ряд будет постоянно аддитивно записываться в файл базы данных и сохраняться на сервере.

## **2.2 Математические методы анализа и обработки данных стоимостных показателей**

Удобными математическими методами для анализа, исследований и построения моделей обработки информационных сигналов в виде временных рядов данных, являются теория спектрального анализа и преобразование Фурье, преобразование Лапласа и Z-преобразование [41], вейвлет-преобразование [57, 128] и другие [121, с.18].

При представлении непрерывной функции стоимостных показателей  $x(t)$  в виде временного ряда  $x(k)$ , процесс дискретизации представляется в виде [41, с.65-66]:

$$x(t) = x(t) \sum_{k=0}^{\infty} \delta(t - kT) = \sum_{k=0}^{\infty} x(kT) \delta(t - kT). \quad (2.1)$$

Применив преобразование Фурье [41, с.28] вида

$$s(\omega) = \int_0^{\infty} x(t)e^{-j\omega t} dt, \quad (2.2)$$

после подстановки подынтегрального значения временного ряда  $x(kT)$  в виде (2.1), получают спектральную функцию временного ряда

$$S_T(\omega) = \sum_{k=0}^{\infty} x(kT) \int_0^{\infty} e^{-j\omega t} \delta(t - kT) dt = \sum_{k=0}^{\infty} s(kT)e^{-j\omega kT}. \quad (2.3)$$

Подставив вместо комплексной частоты  $j\omega$  комплексную переменную  $p = \delta + j\omega$ , получаем изображение временного ряда по Лапласу [41, с.66] в виде

$$S_T(p) = \sum_{k=0}^{\infty} s(kT)e^{-pkT}. \quad (2.4)$$

Изображение временного ряда по Лапласу  $S_T(p)$  можно упростить, перейдя к новой переменной  $Z$ , которая связана с переменной  $P$  выражением  $Z = e^{pT}$  [41, с.361].

При подстановке значения  $Z$  в изображение временного ряда по Лапласу, получают изображение временного ряда в  $Z$ -плоскости в виде

$$S_T(z) = \sum_{k=0}^{\infty} s(kT)z^{-k}. \quad (2.5)$$

$Z$ -преобразование используется для синтеза передаточных функций фильтрации, передаточных функций алгоритмов обработки временных рядов:

$$k(z) = \sum_{k=0}^{\infty} g(kT)z^{-k}, \quad (2.6)$$

где  $g(kT)$  - импульсная характеристика четырёхполюсника алгоритма обработки.

Получение оригинала осуществляется обратным  $Z$ -преобразованием в виде [41, с.366]

$$g(kT) = \frac{1}{2\pi j} \oint_{|z|=1} k(z)z^{(k-1)} dz. \quad (2.7)$$

Преобразование Фурье последовательности  $x(k)$  выборок сигнала  $x(t)$  на конечном числе выборок  $N$  принимает вид [138, с.67]

$$S(e^{j\omega}) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k)e^{-j\omega kT}. \quad (2.8)$$

В этом случае вычисление значений ДПФ в  $L$  точках, равномерно распределенных по единичной окружности  $Z$ -плоскости при изменении  $\omega_l$  от значения 0 до  $2\pi F_\Delta$ , осуществляется по выражению [121, с.19], [138, с.67]

$$S\left(e^{j\frac{2\pi F_\Delta l}{L}}\right) = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{N-1} x(k)e^{-j2\pi\frac{F_\Delta l k T}{L}}, \text{ при } L < N. \quad (2.9)$$

В случае  $L=N$ , выражение 1.9 имеет вид

$$S\left(e^{j\frac{2\pi F_\Delta l}{N}}\right) = \sum_{l=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} x(k)e^{-j\frac{2\pi F_\Delta l k T}{N}}. \quad (2.10)$$

Представленное выше выражение ДПФ, при принятии обозначения  $W_N = e^{-j\frac{2\pi}{N}}$ , представляется в виде

$$S(l) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k)w_N^{lk}, \text{ если } L=N, \text{ то } 0 \leq l \leq N-1, \quad (2.11)$$

где  $S(l) = S(j \cdot \Delta\omega \cdot l) = S(j \cdot \omega_l)$ .

Обратное дискретное преобразование Фурье производится по формуле [138, с.63]

$$x(k) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{N-1} S(l)W_N^{-lk}. \quad (2.12)$$

Вейвлеты являются одним из удобных математических методов при анализе и обработке нестационарных сигналов, к которым относится дискретное представление непрерывной функции изменений стоимостных показателей. Согласно теории вейвлет-анализа, любую функцию можно разложить на некотором заданном уровне  $i=n$  в ряд вида [57, с.471], [121, с.20]

$$s(k) = \sum_k C_{n,k} \varphi_{n,k} + \sum_k \sum_{i=1}^n d_{i,k} \psi_{i,k}, \quad (2.13)$$

где  $\varphi_{n,k}$  и  $\psi_{i,k}$  скейлинг функция и вейвлет-функция имеет вид

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_l h_l \varphi(2t - k),$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_l g_l \varphi(2t - k), \quad (2.14)$$

где  $l = 0, 1, \dots, l_0 = 2m - 1$ ,  $m$  — порядок вейвлета.

Коэффициенты масштабирующей функции (масштабирующий вектор или масштабирующий фильтр)  $h_l$  могут представлять переходные характеристики фильтров обработки [121, с.20].

Значения  $h_l$  и  $g_l$  для ортонормированных базисов определяются выражениями

$$h_l = \sqrt{2} \int \varphi(x) \varphi(2t - k) dt, \quad g_l = (-1)^l h_{2n-l-1}. \quad (2.15)$$

Такое представление каждой составляющей сигнала вейвлетами можно рассматривать как во временной, так и в частотной области. В этом суть крупномасштабного анализа (КМА). Известный пакет реализации КМА (wavelet toolbox) осуществляет быстрые вейвлет преобразования, «дерево» коэффициентов которого имеет вид как на рисунке 2.1 [121, с.21].

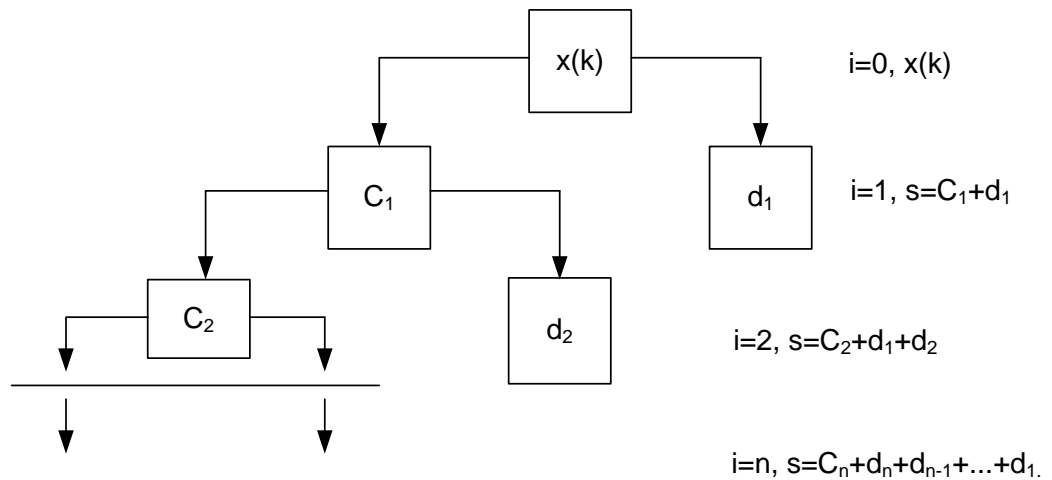


Рисунок 2.1 – Дерево коэффициентов вейвлет-разложения временного ряда  $x(k)$

Из дерева на рисунке 2.1 видно, что декомпозиция сигнала осуществляется вниз, реконструкция вверх.

Масштабированные и смещенные версии скейлинг-функции  $\varphi_{i,k}$  и материнского вейвлета  $\psi_{i,k}$  имеет вид [57, с.470]

$$\varphi_{i,k} = 2^{i/2} \varphi(2^i t - k), \quad \psi_{i,k} = 2^{i/2} \psi(2^i t - k). \quad (2.16)$$

В этом случае аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты вычисляются по формулам [57, с.475]

$$C_{i,k} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^n C_{i-1} \varphi_{i,k}(2^i t - k), \quad d_{i,k} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^n C_{i-1} \psi_{i,k}(2^i t - k), \quad (2.17)$$

где  $p = 2^{i/2}$  – коэффициент ортонормирования, обеспечивающий единичную норму скейлинг-функции. При  $i=1$ ,

$$d_{1,k}(t) = \frac{1}{p} C_{0,k} \psi_{1,k}(2t - k), \quad C_{0,k} = x(k) \varphi_{1,k}(t - k) \approx x(k), \quad (2.18)$$

где  $x(k) = u(k) + n(k)$ ,  $n(k)$  – шумовая составляющая флуктуации отсчетов функции изменений стоимостных показателей,  $C_{0,k}$  – локальное среднее значение сигнала  $x(k)$  взвешенное со скейлинг функции  $\varphi_{1,k}$  [57, с.475].

Соответственно, при декомпозиции сигнала  $x(k)$  до  $n$ -ого уровня и последующего восстановления его в виде (2.13), получают аппроксимирующие коэффициенты  $i$ -ого уровня путем локальных усреднений аппроксимирующих коэффициентов уровня  $(i-1)$  с  $i$ -ой скейлинг функцией на каждом уровне разложения в виде

$$C_{n,k} = \frac{1}{p} \sum_k C_{n-1} \varphi_{n,k}(2^n t - k), \quad C_{n-1,k} = \frac{1}{p} \sum_k C_{n-2} \varphi_{n-1}(2^{n-1} t - k), \dots, \\ C_{i,k} = \frac{1}{p} \sum_k C_{i-1} \varphi_{i,k}(2^i t - k), \dots, \quad C_{0,k} = x(k) \frac{1}{p} \varphi_{1,k}(2t - k). \quad (2.19)$$

Согласно вышеуказанному, при помощи вычисления  $C_{n,k}$ , осуществляется многоуровневая статистическая обработка временного ряда входных сигналов.

Таким образом, метод создания модели обработки, основанный на вейвлет-разложении сигналов, является перспективным для создания алгоритмов предварительной обработки в автоматизированных системах мониторинга.

### 2.3 Анализ временных рядов стоимостных показателей с применением вейвлет-технологий и выбор оптимальных параметров вейвлет разложения

Для эффективной работы с временными рядами показателей финансовых систем необходимо отметить, что изменение динамических параметров в этих рядах подчиняется определенным законам, правилам, теориям, циклам. Со стороны инвесторов это баланс спроса и предложения. С точки зрения фундаментального анализа это новостной фон, политическая и экономическая обстановки, настроение рынка. В свою очередь, со стороны математики такие ряды можно анализировать с помощью волновой теории Эллиотта, чисел Фибоначчи, трендовых направлений и других методов, учитывающих чувствительность параметров моделей экономических систем [129].

В соответствии с разработанной методикой определения периода дискретизации [124, 125] был рассмотрен экспериментальный образец временного ряда данных с периодическими структурами, приведенный на рисунке 2.2.

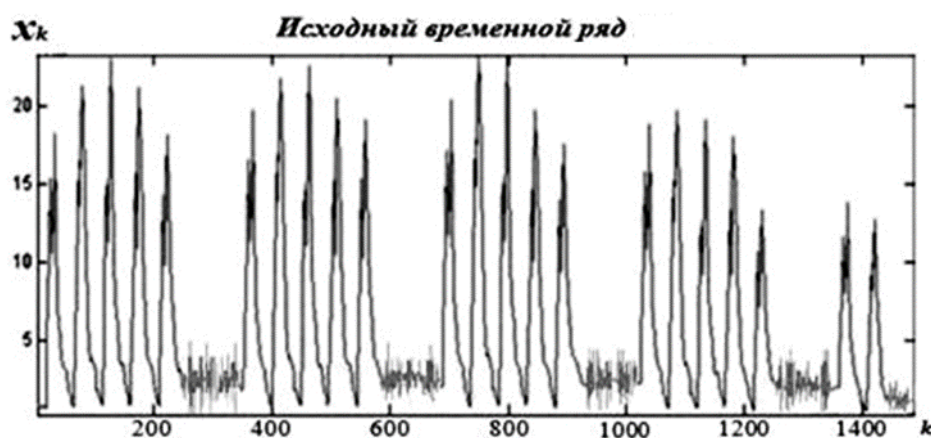


Рисунок 2.2 – Представление временного ряда  $x(k)$  с периодом  $T=30$  мин

На рисунке 2.2 показан временной ряд данных с частотой регистрации один отсчет в 30 минут. Таким образом, были осуществлены 1488 измерения, которые преобразованы в формат (.mat), доступный для вейвлет-анализа в системе Matlab.

На графике (рисунок 2.2) виден достаточно заметный уровень шумовых компонент, а также можно отметить периодическую ежесуточную и еженедельную структуры.

После вейвлет-обработки представленного временного ряда по формулам, были исследованы АКФ для аппроксимирующих коэффициентов  $C_i(k)$ , для  $i=1$  и  $i=6$ , по выражению

$$R(\tau) = R(lT) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1-L} x(k)x(k+l), \quad (2.20)$$

где  $R(\tau)$  – АКФ последовательности  $x(k)$  конечной длины,  $0 \leq k \leq N-1$ ,  $lT$  – дискретное время сдвига,  $0 \leq l \leq L-1$  [138, с.444].

В этом случае вычисление АКФ аппроксимирующих коэффициентов в соответствии с (2.20) осуществляется по формуле

$$R_{a.k.}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{N-1-L} C_i(k)C_i(k+l), \quad (2.21)$$

где  $\tau = lT$ ,  $N$  – конечная длина исследуемой последовательности,  $L$  – максимальный сдвиг исследования и подчиняется условию  $L \leq \frac{N}{2}$ .

Графики АКФ аппроксимирующих коэффициентов вейвлет-разложения  $C_1$  и  $C_6$  приведены на рисунке 2.3.

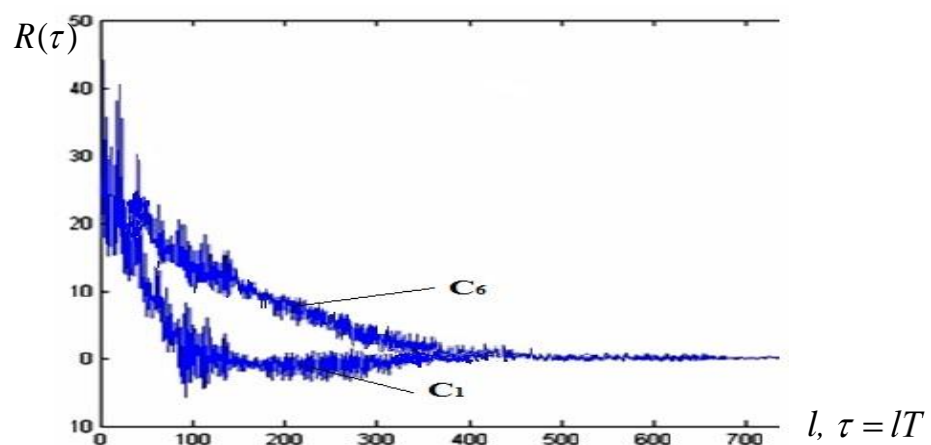


Рисунок 2.3 – Графики АКФ аппроксимирующих функций

Как видно из рисунка 2.3, графики АКФ аппроксимирующих коэффициентов  $C_i(k)$  показывают увеличение времени корреляции при увеличении уровня вейвлет-разложения [128, с.47].

В работе были проведены исследования зависимости времени корреляции аппроксимирующих коэффициентов от уровня вейвлет-разложения. Также была исследована зависимость ослабления шумовых составляющих флуктуаций отсчетов временного ряда при обработке вейвлет-разложением и получением аппроксимирующих коэффициентов  $i$ -ого уровня.

На рисунке 2.4 показана зависимость ослабления  $\beta(\tau)$  дисперсии компонент шума временного ряда и соответственно уменьшение погрешности обучения нейронной сети от уровня вейвлет-обработки, где  $\beta(\tau) = \frac{\sigma_{u,W}^2}{\sigma_{u,ex}^2}$ ,  $\sigma_{u,W}^2$  – дисперсия шумовых составляющих на выходе  $W$ -фильтра вейвлет-обработки.

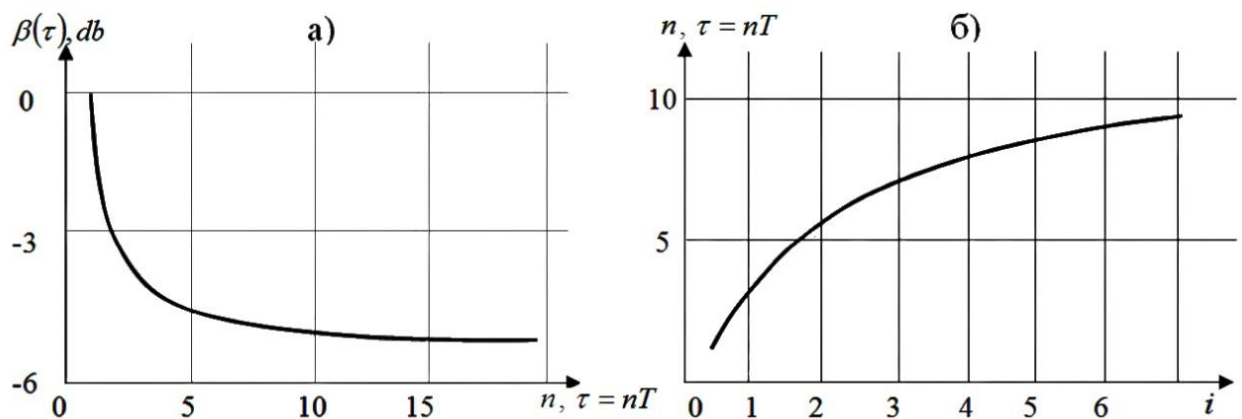


Рисунок 2.4 – Зависимость ослабления шума от выбора уровня вейвлет-разложения  $i$  в  $W$ -фильтре, ‘а’ – зависимость уменьшения результирующей ошибки обучения нейронной сети от времени корреляции шумовых компонент; ‘б’ – зависимость изменения времени корреляции шумовых компонент временного ряда на выходе  $W$ -фильтра от уровня вейвлет – разложения  $i$  аппроксимирующих коэффициентов  $C_i$

По графику зависимости ослабления ошибки обучения и нейронной сети (рисунок 2.4 “а”) видно, что наибольшее ослабление  $\beta = -(4 \div 5)dB$  дисперсии



компонент шума  $\overline{\xi^2}$  и соответственно, наибольшее уменьшение результирующей ошибки обучения нейронной сети может быть получено при увеличении времени корреляции компонент шума до значения  $\tau = (5 \div 10)T$  [121, с. 68].

По графику на рисунке 2.4 “б”, зависимости времени корреляции шумовых компонент временного ряда от уровня  $i$  вейвлет-разложения, от уровня  $i$  вычисленных аппроксимирующих коэффициентов  $C_i$  временного ряда можно отметить, что наибольшее увеличение времени корреляции шумовых компонент до  $\tau = (6 \div 8)T$  можно получить при вейвлет-разложении аппроксимирующих коэффициентов от 3 до 6 уровня [121, с. 68]. При вычислении  $C_3$  получено время корреляции  $\tau = 6T$ , при  $C_6$  время корреляции  $\tau = 8T$ .

В этом случае после предварительной вейвлет-обработки, позволяющей рассчитать аппроксимирующие коэффициенты до шестого уровня  $C_6$ , получен временной ряд представления данных с более высокой точностью в виде

$$s(k) = \frac{1}{p} \left[ \sum_k u_{0,k} \psi_{1,k}(2t - kT) + \sum_k \sum_{i=2}^6 C_{(i-1),k} \psi_{i,k}(2^i t - k) + \sum_k C_{6,k} \right]. \quad (2.22)$$

Таким образом, была разработана математическая модель предварительной обработки вейвлет-преобразованием отсчетов временных рядов. Показано, что предварительная вейвлет-обработка временного ряда стоимостных показателей и применение аппроксимирующих коэффициентов до шестого уровня вейвлет-разложения в качестве входных сигналов НС, повышает точность представления данных и понижает ошибку обучения нейронной сети.

Используя высокоуровневый язык технических расчетов Matlab с пакетом wavelet toolbox на примере временного ряда стоимостных показателей торговой пары bitcoin/usd отражены на графике (рисунок 2.5) аппроксимирующие коэффициенты вейвлет разложения с первого по пятый в сравнении с исходным сигналом.

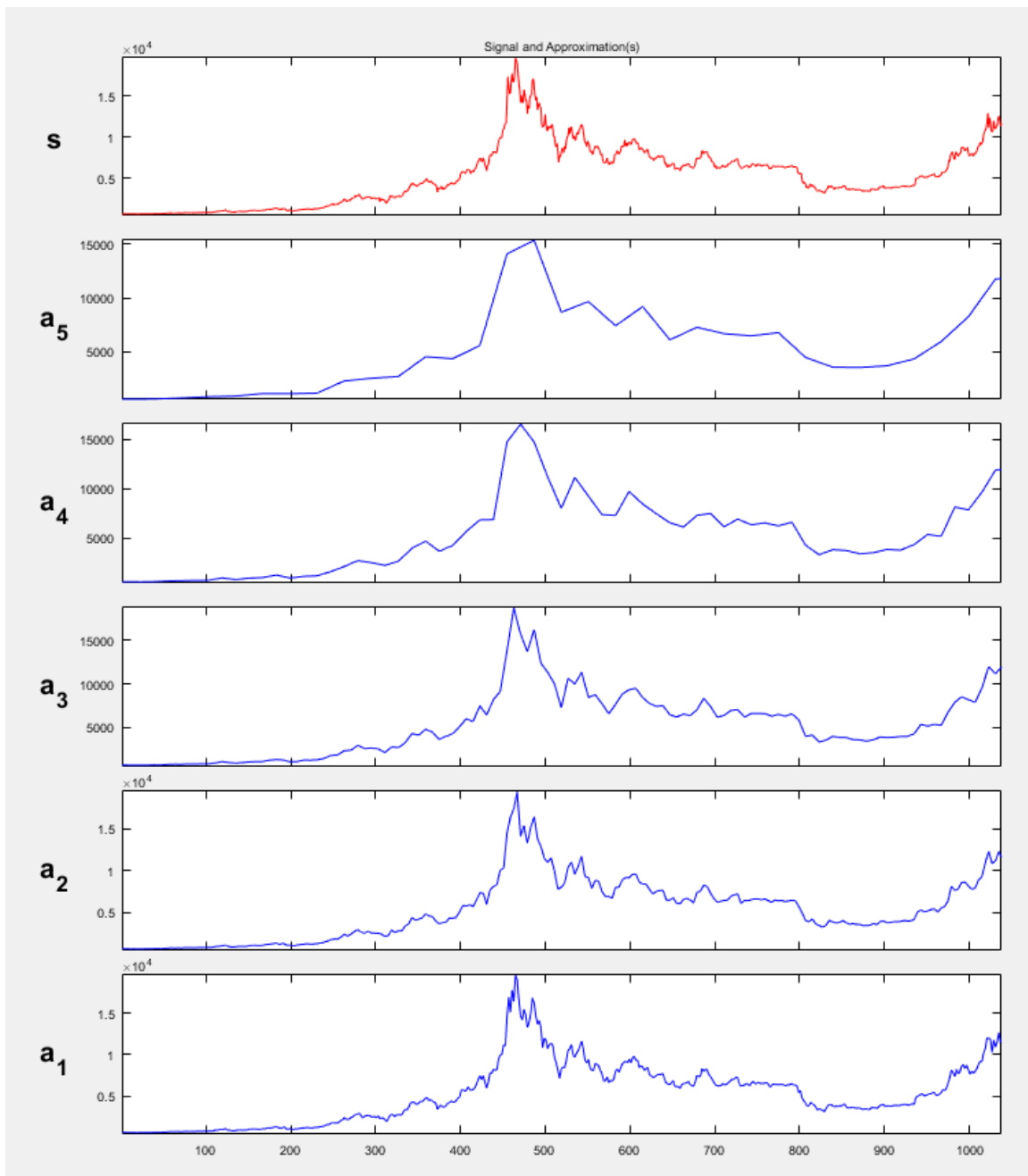


Рисунок 2.5 – Аппроксимирующие коэффициенты

Как видим на графике (рисунок 2.5), после обработки, ставится возможным точнее выделить трендовые основополагающие движения относительно шумовых и паразитных всплесков, мешающих корректно анализировать график и проводить дальнейшую обработку. Становится возможным яснее представлять локальные и глобальные тренды, составлять более репрезентативную выборку для обучения искусственной нейронной сети, выявлять волновые закономерности и другие технико-экономические закономерности. Как правило,

мешающие шумовые составляющие флуктуации в исходных сигналах на графиках вызваны целым комплексом событий, к которым можно отнести влиянием алгоритмического трейдинга, внебиржевые сделки, действия маркет-мейкера (в том числе системы SPAN), регуляторные операции на бирже и другие исключительные случайные события, повышающие волатильность и нестабильность рынка.

Внедряемые системы SPAN (Standard Portfolio Analysis of Risk) [278] – это методология расчета маржи, разработанная чикагской товарно-сырьевой биржей CME в 1988 году и используемая основными фьючерсными и опционными биржами, а также клиринговыми организациями по всему миру. Это специализированное программное обеспечение брокеров, маркетмейкеров и самой биржи, которое в режиме реального времени анализирует позиции своих клиентов для расчета требований к ним и своевременной ликвидации этих позиций в случае нарушения требований по маржинальным условиям. Таким образом, биржа обладает самой полной информацией по рынку (market data) и всей телеметрией, синхронизируясь при этом с другими биржами по всему миру, связанными в единую сеть. Программу SPAN, которую разработали в Соединенных Штатах, продают через дилерские и брокерские сети по всему миру. Прописывая в условиях контракта на поставку такого обеспечения определенные обязательства, становится возможным обмениваться данными с центральным аппаратом, что говорит о централизованной системе управления рисками.

#### **2.4 Обработка временных рядов стоимостных показателей с помощью трешолдинга**

Применяя для сглаживания временного ряда пороговую обработку детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения не стоит забывать о том, что качество шумоподавления в значительной степени зависит от значения порогового уровня  $\delta$ . Поиск его оптимального значения  $\delta^*$  означает отыскание

такого порога, который обеспечивает наибольшее из возможных значение отношения сигнал/шум.

Для выбора пороговых уровней использовалась функция Wavelet Toolbox Matlab:

$th = \mathbf{thselect}(x, 'criteria')$ . Функция возвращает значение порога обработки детализирующих коэффициентов разложения  $th$ , рассчитанного для исходных данных  $x$ , содержащихся во временном ряду  $x(k)$ , с использованием одного из критериев  $criteria$ .

В работе были вычислены 4 оптимальных варианта уровней пороговой обработки для детализирующих коэффициентов с 1 по 3 уровни вейвлет-разложения с применением следующих критериев трешолдинга [121, с.152]

```
th1 = thselect(x, 'rigrsure') // критерий несмещенной оценки риска Штейна;  
th2 = thselsct(y, 'heursure') // модифицированный критерий Штейна;  
th3 = thselsct(y, 'sqtwolog') // адаптивный универсальный порог Донохо -  
Джонсона;  
th4 = thselect(y, 'minimaxi') // минимаксный критерий.
```

#### **2.4.1 Критерий несмещенной оценки риска Штейна. Эвристический критерий Штейна**

Критерий Штайна несмещенной оценки риска (от англ. *Stein's unbiased risk estimation*) позволяет определить оптимальное значение порога  $\delta^*$  [121, с.89], соответствующее уровню  $j$  разложения временного ряда стоимостных показателей, как аргумент некоторой функции риска  $R_j(\delta_j)$ , при котором данная функция принимает минимальные значение.

Предположим, что эмпирические коэффициенты детализации  $d_{ji}^*$ , соответствующие уровню  $j$ , есть линейная зависимость  $d_{ji}^* = d_{ji} + \sigma_j \zeta_{ji}$ , где  $d_{ji}$  - истинные коэффициенты детализации сигнала,  $i=1,2,..n$  ( $n$  - число

детализирующих коэффициентов на уровне разложения  $j$ ), а  $\xi_{ji}$  - отсчеты аддитивного гауссова шума с нулевым средним и дисперсией, равной  $\sigma_j^2$ .

Тогда решение задачи шумоподавления можно свести к поиску оценок  $\overline{d_{ji}}$  истинных коэффициентов детализации  $d_{ji}$  [121, с. 153]. Подобное оценивание, осуществляемое на основе эмпирических коэффициентов  $d_{ji}^*$  и заданного значения порога  $\delta_j$ , по сути представляет собой построение регрессионной модели оценок истинных коэффициентов:

$$\overline{d_{ji}} = d_{ji}^* + \phi(d_{ji}^*, \delta_j), \quad (2.23)$$

в которой  $\phi(d_{ji}^*, \delta_j)$  - остаточный член функции трешолдинга, записанный в общем виде.

Рассматривая в смысле наименьших квадратов отклонение коэффициентов регрессионной модели (2.23) как некоторую функцию риска:

$$R_j(\delta_{ji}) = \sum_{i=1}^n (\overline{d_{ji}} - d_{ji}^*)^2. \quad (2.24)$$

При этом оптимальное значения порога  $\delta^*$ , обеспечивающее согласно критерию Штайна наилучшее шумоподавление сигнала, соответствует случаю, в котором функция (2.24) имеет глобальный экстремум:

$$\delta^* = \arg \min R_j(\delta_{ji}). \quad (2.25)$$

Поиск оптимального значения порога  $\delta^*$ , осуществляемый на основании правила (2.25), не требует наличия априорной информации об истинных коэффициентах детализации: этой цели служат эмпирические коэффициенты  $d_{ji}^*$ .

#### 2.4.2 Критерий выбора адаптивного универсального порога Донохо-Джонсона

Универсальный порог вычисляется как  $\delta = \sigma \sqrt{2 \ln N}$ , где  $N$  - число отсчетов,

$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \hat{x}_k)^2}$  - стандартное отклонение помех временного ряда.

Среднее квадратическое отклонение можно найти с применением критерия, предложенного Донохо и Джонсоном [121, с. 154]:

$$\sigma = \frac{\text{median}(d_{jk})}{0,6745},$$

где  $\text{median}(d_{jk})$  - медиана ряда детализирующих коэффициентов последнего уровня разложения  $j$ .

### 2.4.3 Минимаксный критерий выбора порогового уровня

Минимаксный критерий - один из критериев принятия решений в условиях неопределённости. Условиями неопределённости считается ситуация, когда последствия принимаемых решений неизвестны, и можно лишь приблизительно их оценить. Задача минимаксного критерия - найти наилучшее решение максимизирующее возможную точность представления временного ряда и минимизирующее возможную погрешность восстановления данных после пороговой обработки.

Результаты применения различных методов и критериев сглаживания приведены в таблице 2.

Таблица 2 Результаты сглаживания с применением различных критериев

	Исходный сигнал до фильтрации	Критерий Штейна	Эвристический критерий Штейна	Минимаксный критерий	Критерий адаптивного штрафного порога
Мощность Р вх.сигн.	5,608	5,608	5,608	5,608	5,608
Мощность Р вх.шума.	0,215	0,215	0,215	0,215	0,215
ОСШ <sub>вх</sub>	26,084	-	-	-	-
Мощность Р вых.сигн.	-	5,546	5,580	5,521	5,605
Мощность Р вых.шума.	-	0,153	0,187	0,128	0,119
ОСШ <sub>вых</sub>	26,084	36,248	29,839	43,133	46,747
ОСШ <sub>вых</sub> , дБ	14,16	15,59	14,48	16,48	16,69

В таблице 2 представлены полученные расчетные данные результатов пороговой обработки при сглаживании временных рядов. Минимаксный порог выбирается исходя из минимаксного правила [121, с. 154], то есть:

$$\delta^* = \inf(\sup(E(\sigma)),$$

где  $E(\sigma)$  - оценка среднеквадратического отклонения между искомыми и найденными рядами детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения.

## **2.5 Техничко-экономические методы анализа временных рядов в экономике**

Помимо известных и теоретически обоснованных математических методов анализа временных рядов данных стоимостных показателей или котировок, существуют эмпирические методы анализа паттернов, которые нашли свое применение благодаря накопленному опыту по результатам наблюдения за поведением рынков. К таким методам относятся методы технического анализа [228]. Это волновой циклический анализ, трендовый анализ уровней, числа Фибоначчи, веер Ганна и другие методы.

Существует также фундаментальный экономический анализ, который раскрывает значимость исследуемого процесса (актива), например, стоимости нефти исходя из ее практической ценности, геополитике и перспектив развития сбыта. Так как в работе исследуется не одна конкретно поставленная задача, а решается общая проблема управления активами цифровой экономики, то изучение природы конкретного актива и его практической ценности теряют актуальность и в некоторых случаях, напротив, могут внести искажающие мешающие флуктуации, накладывающие эффект «старой» памяти или «заякоривания» на горизонт предсказаний.

### **2.5.1 Волновая теория Эллиотта**

Волновая циклическая теория заключается в том, что цены на биржевых рынках развиваются по определенной модели. Всего автором предложенной

волновой теории Эллиоттом было выделено 13 моделей, связанных между собой. Наиболее часто применяемая это пятиволновая модель. Движение цен на рынке по форме образует 5 волн. Из них три (первая, третья и пятая) это движущие, а две (вторая и четвертая) – коррекционные. Один полный цикл включает в себя восемь волн и две фазы: пятиволновую движущую и трехволновую коррекционную [140].

Сложность применения волнового анализа состоит в том, что временные ряды стоимостных показателей зачастую зашумлены всплесками и флуктуациями, а сами модели носят вариационный вероятностный характер. Для устранения проблемы зашумления или искажения временных рядов стоимостных показателей в работе рассматривается обработка временных рядов с помощью вейвлет преобразования. Применение вейвлет обработки позволяет аппроксимировать временной ряд, представляя его в более удобном для дальнейшего основного анализа виде.

### **2.5.2 Волновая разметка на графике**

Волновой анализ производится с использованием математических правил, в частности опирается на числа Фибоначчи. Для визуализации проведенного анализа применяют графическое отображение любого из набора инструментов отображения котировок цен, например, с помощью разновидности свечей (candles) [280], баров (bars) или просто тиковых данных, которые представляют собой минимальное изменение цены за прошедший промежуток времени.

Для демонстрации достаточно графически представить одномерный массив и показать на графике волновую разметку. Разметка строится на основании рассчитанных волн на графике. Волны соединяются прямыми линиями по опорным точкам, рассчитанным как граничные точки волны определенной волны.

### **2.5.3 Автоматизация правил Эллиотта по заданному алгоритму**

Согласно данной теории, цены на биржевых рынках развиваются по определенной модели. Движение стоимостных показателей принимает форму



волн. Первая, третья и пятая вызывают направленное движение, их называют импульсными. Вторая и четвертая волны направлены противоположно, это коррекционные волны. Пять волн образуют трендовый импульс, после которого происходит коррекция, состоящая из трех волн.

В разрабатываемой системе волновая теория Эллиотта применяется с помощью автоматизированных алгоритмов построения волн основного импульса (рисунок 2.6) и волн коррекции (рисунок 2.7), что представлено в виде блок-схем алгоритмов на графиках.

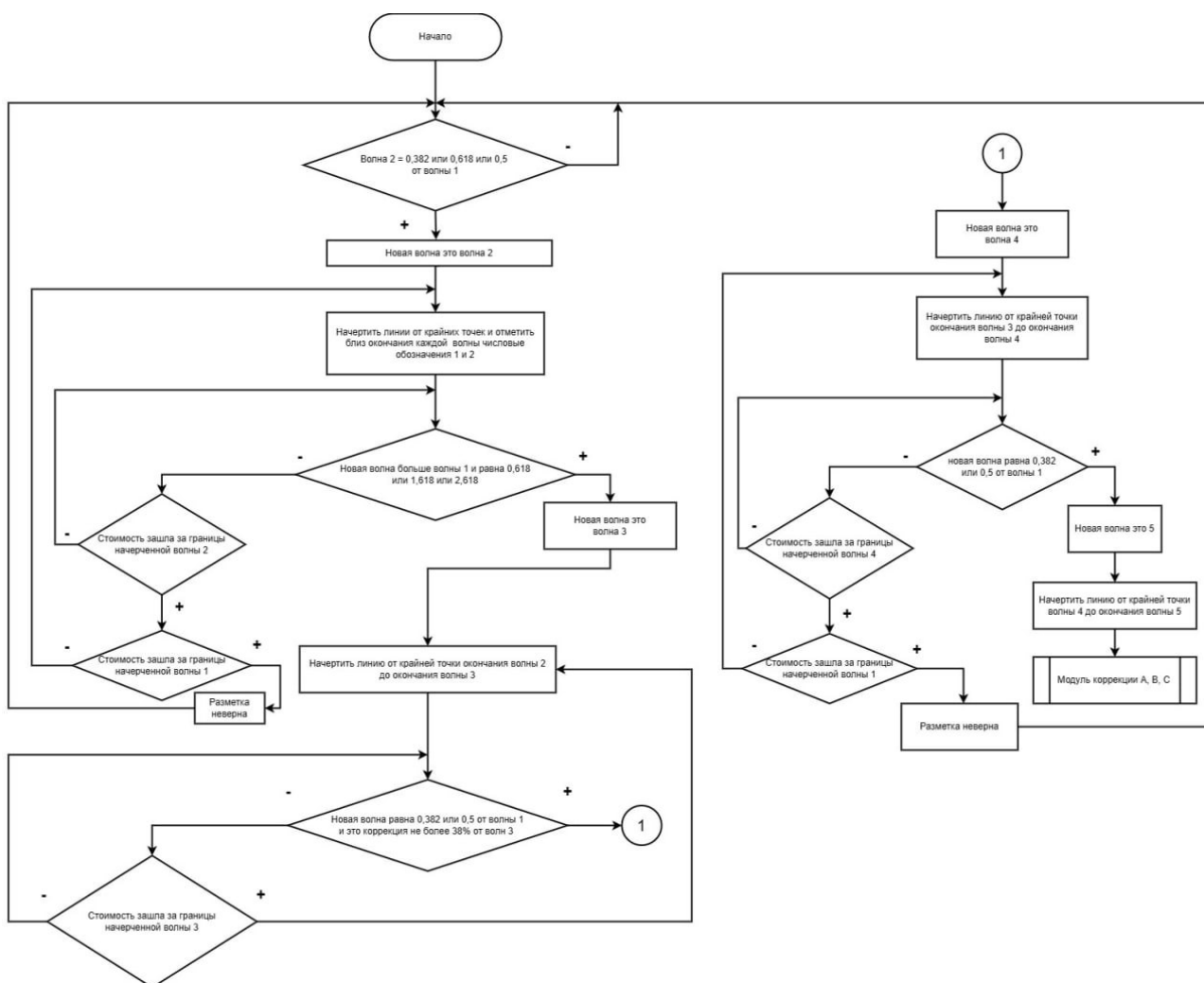


Рисунок 2.6 – Алгоритм построения волн основного импульса

После выполнения алгоритма на рисунке 2.6 и формирования пяти волн основного импульса, осуществляется переход в модуль коррекции (рисунок 2.7).

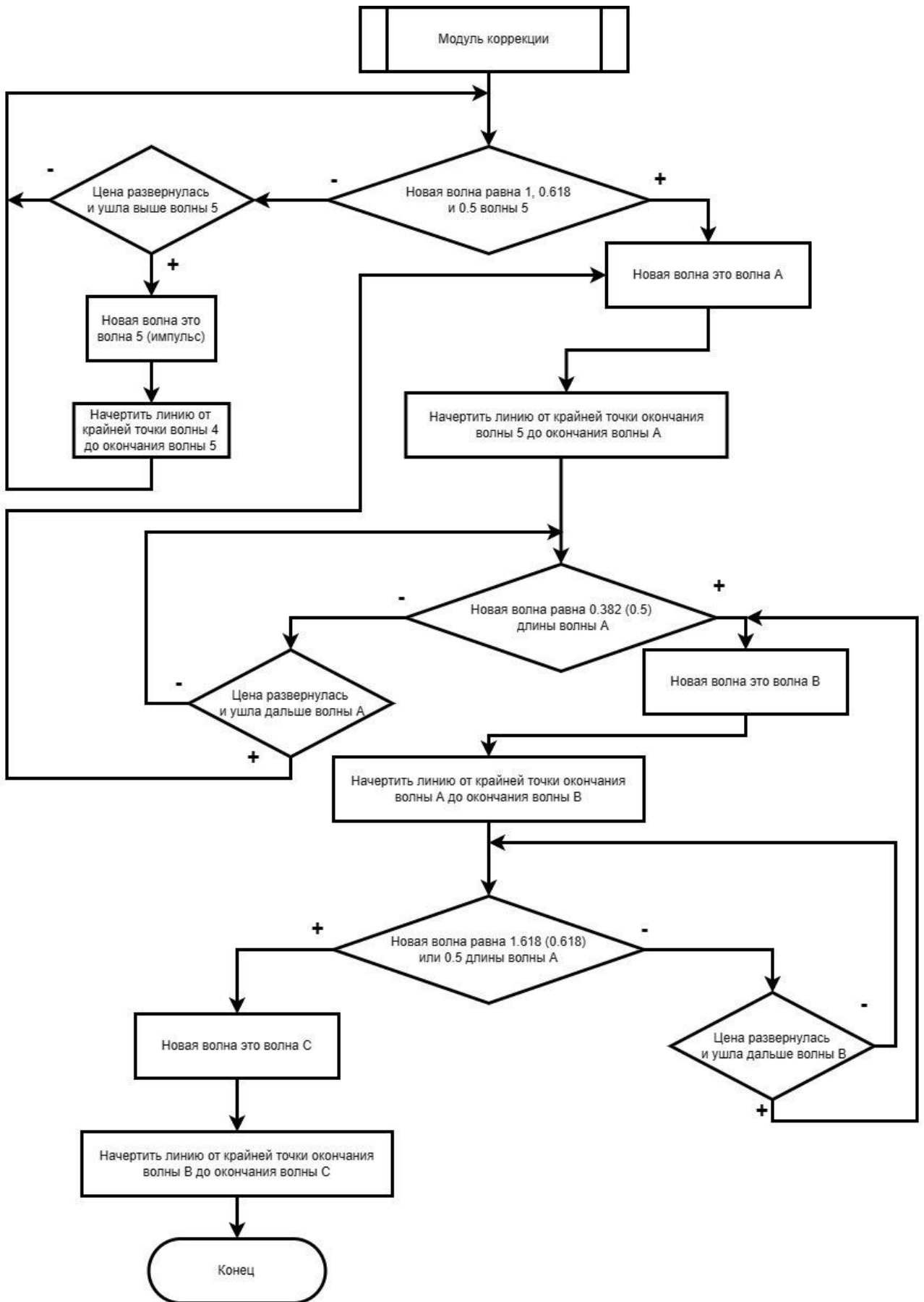


Рисунок 2.7 – Алгоритм выявления коррекционных волн

Все волны можно классифицировать по относительному размеру или волновому уровню. Волновой уровень фигуры определяется ее размером и положением относительно составных, смежных и окружающих волн. Эти уровни необходимы для обозначения волн различного таймфрейма (как правило, 4 часа, день, неделя, месяц) и разномасштабных движений.

В результате применения данных алгоритмов, реализованных программно, на график валютной пары наносится волновая разметка с обозначением уровней, как представлено на рисунке 2.8.



Рисунок 2.8 – График валютной пары биткоин доллар - осень 2018 года

Реализуя нанесение волновой разметки автоматически согласно предложенным алгоритмам, становится возможным осуществлять дальнейший анализ для принятия решений по управлению активами.

Набор правил для построения разволновки на графике можно также описать следующим набором инструкций и условий:

- 1) Допустимая погрешность условия 10%.
- 2) Волну 1 можно определить только в случае фиксации волны 2 (рисунок 2.9).

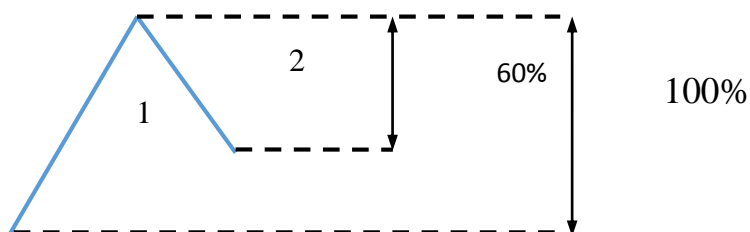


Рисунок 2.9 – Размер первой и второй волн

3) Волна 2 является собой только в том случае, если она не ушла за границу начала волны 1. Допускается рассматривать отношения как высот, так и продолжительности.

4) Цифровое определение волны 1 и 2, а также определения начала цикла: Волна 2 есть 0.382/0.5/0.618 волны 1.

5) Волна 3, как правило, самая сильная и длинная волна, никогда не может быть самой короткой. Волна 3 есть 1.618/0.618/2.618 волны 1 (см. рисунок 2.10).

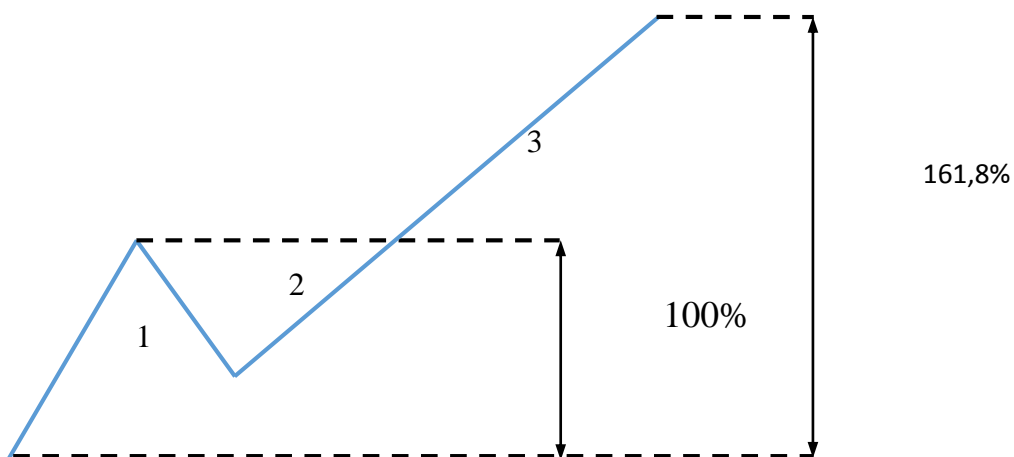


Рисунок 2.10 – Размер третьей волны относительно первой волны

6) Волна 4 как правило коррекция волны 3  $\leq 38\%$  (не более 38%).

7) Волна 5 идентифицируется по импульсной дивергенции (momentum divergences) рост цен на средних объемах, резкий рост объемов к концу волны. Волна 5 есть 0.382/0.5/0.618 волны 1.

8) Волна А – 1/0.618/0.5 волны 5.

9) Волна В – 0.382/0.5 волны А.

10) Волна С – 1.618/0.618/0.5 волны А.

Таким образом, применяя разработанные блок-схемы, алгоритмы и наборы условий, становится возможным автоматически без субъективного влияния оценить перспективу рыночного движения.

## **2.6 Выводы**

Для наиболее эффективного подхода к анализу стоимостных показателей с целью управления цифровыми финансовыми активами, требуется оценить тренды, паттерны или закономерности во временных рядах. В качестве предварительной обработки временных рядов предложен аппарат вейвлет-преобразования и трешолдинг. В соответствии с этим была разработана математическая модель временных рядов, информационных функций и сигналов, отличающаяся возможностью обработки динамично изменяющихся нестационарных временных рядов уровней стоимостных показателей ПА, позволяющая представить трендовые структуры и закономерности. В соответствии с этой моделью определена система критериев оценки результатов сглаживания временных рядов стоимостных показателей и разработан алгоритм вейвлет-преобразования временных рядов стоимостных показателей с предварительной пороговой обработкой.

Таким образом, будет осуществляться предварительная обработка временных рядов стоимостных показателей методом многоуровневой вейвлет-обработки путем формирования аппроксимирующих коэффициентов высоких порядков и трешолдинга детализирующих коэффициентов с последующей декомпозицией обработанной информации.

Разработанный алгоритм обработки временного ряда для анализа трендовых и периодических структур в экономических процессах позволяет снизить погрешность представления данных на 7...9% по сравнению с исходным рядом.

После предварительной обработки временные ряды стоимостных показателей предлагается оценить с применением искусственной нейронной сети, позволяющей проанализировать трендовую наклонность текущей ценовой динамики, а также в перспективе классифицировать паттерны с помощью других инструментов технико-экономического анализа или дополнительных искусственных нейронных сетей.

Реализованная в рамках предложенной методологии система в конечном виде позволит предоставлять основной и альтернативные паттерны-закономерности изменения стоимостных показателей с вычислением процентной вероятности каждого из них. Таким образом, будет осуществляться статистическая обработка отсчетов временных рядов и представления информации с минимизированной погрешностью. С помощью разработанных алгоритмов будут исследованы массивы стоимостных показателей.

### **3 Искусственные нейронные сети в задачах прогнозирования временных рядов и распознавания образов курсов цифровых валют**

При управлении финансовыми активами на биржевых рынках искусственные нейронные сети пытались применить для предсказания стоимостных показателей уже несколько десятилетий, однако это не позволило достичь эффективного результата. Это связано с малым горизонтом эффективности предсказаний и безуспешными попытками аппроксимации марковского процесса.

Нейронными сетями пытались точно аппроксимировать имеющиеся данные наблюдений, но при этом они давали большую ошибку за пределами интервала или просто повторяли значения на предыдущих шагах. Кроме того, при использовании только данных стоимостных показателей, представляющих из себя последствия событий вне обозреваемого диапазона, точность прогнозируемой модели стремится к нулю.

Опираясь на вышесказанное, алгоритмическая торговля не может быть основана только на прогнозировании. Она должна анализировать стоимостные показатели в текущий момент времени, принимая решение об открытии и закрытии сделки, исходя из большого количества объективных параметров и косвенных признаков, рассчитанных, в том числе, из предыдущего состояния рынка. Технически это тоже попытка предсказать поведение рынка, но, в отличие от прогнозирования на долгосрочный период, алгоритм пытается найти оптимальную стратегию для управления на малых промежутках времени.

Таким образом, можно выделить следующие доводы, которыми было принято руководствоваться в рамках выполнения заявленной научной работы:

1. Рынок, как и любой нечеткий процесс, который нельзя представить определенной математической моделью, невозможно прогнозировать с целью управления активом, если рассматривать его в виде случайного временного ряда. То есть система должна заранее быть настроена на выполнение эффективных торговых сделок независимо от направления хода цены.

2. Прогнозирование возможно и необходимо применять для вспомогательной функции. Это анализ и рекомендации по настройке параметров системы для повышения эффективности торговых операций. Сюда можно отнести учет уровня волатильности, силы направленности трендов и других параметров или индикаторов, влияющих на результат.

Таким образом, тот подход, при котором система должна функционировать независимо от направления изменения стоимости можно принять как основной. Однако, разработанная при таком подходе система предъявляет высокие требования к размеру депозита, а также чувствительна к стоимости выполнения торговых операций или комиссий биржи (fee). Качество работы системы можно описать ее эффективностью, которая определяется выгодой от закрытой сделки – торгового цикла за вычетом стоимости выполнения сделки, которую берет биржа за обслуживание сделки. Это примерно около 0,3% с закрытого цикла.

Повысить эффективность системы можно за счет проявления адаптивности к будущим всплескам на рынке. То есть, регулируя ее чувствительность через параметры, приведенные в главе 4. С помощью подстройки этих параметров в соответствии с рынком можно добиться повышения уровня профита (доходности) с закрытого цикла, то есть повышения эффективности всей системы. Для этого применяется аппарат ИНС.

Однако, чтобы применять искусственные нейронные сети недостаточно составить примерную структуру ИНС, обучить ее и подавать временные ряды на вход. В этом случае будут генерироваться лишь примерные трендовые наклонности при низком горизонте предсказаний. Поэтому для повышения эффективности ИНС необходимо учитывать экономическую природу исследуемого процесса, имеющую важную роль в контексте поставленной задачи прогнозирования стоимостных показателей криптоактивов.

Экономические процессы, как например природные погодные или технические процессы на производстве, зачастую имеют некоторые



специфичные обособленные закономерности, отражающие комбинации высоко спроса или предложения и составляющие технические фигуры на графике. К ним относятся как простые базовые элементы - голова и плечи, двойное и тройное дно, восходящий треугольник и прямоугольник, так и более сложные – волновые структуры. Все эти закономерности носят эмпирический характер и были выявлены с течением времени на исторических значениях.

Если обучить нейросеть не просто работать со временным рядом как с неизвестным исследуемым процессом, а процессом экономическим, в котором с разной вероятностью через произвольные временные интервалы появляются технические фигуры, то можно добиться большей эффективности всей системы. В таком случае, ИНС даст не только направление, но и возможные опорные реперные точки разворота и/или изменения динамики движения цены.

Общая концепция управления активом в исследуемой работе представлена на рисунке 3.1 в виде гибридного метода - стратегии.

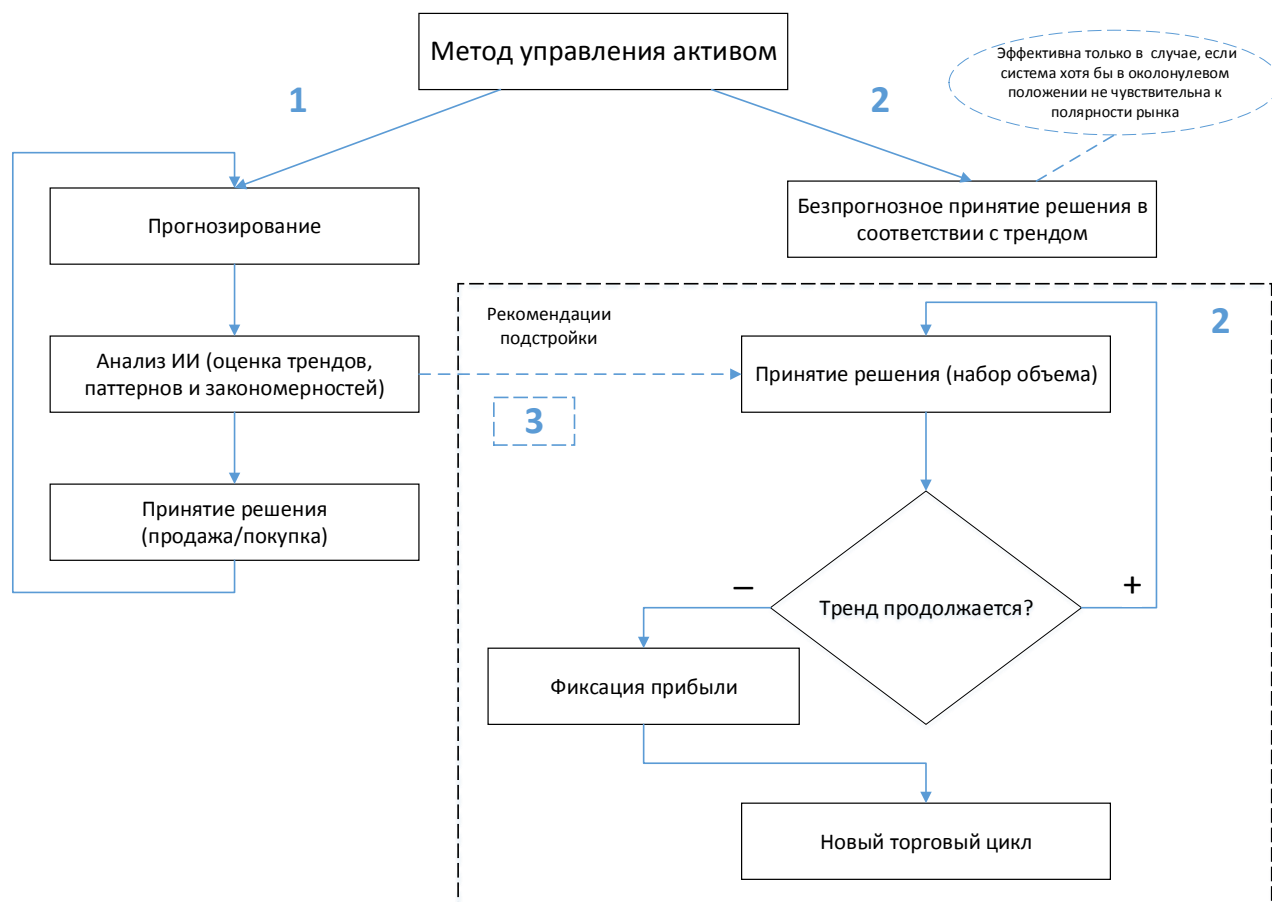


Рисунок 3.1 – Метод управления активом

Как видно из рисунка 3.1, стратегия делится на два основных подхода. Первый – прогнозирование с помощью анализа ИИ на базе искусственной нейронной сети. Нейросеть в зависимости от текущей ситуации на рынке анализирует входной временной ряд, выявляя при этом паттерны и закономерности. На основе полученной информации производит вероятностную оценку каждой из возможных закономерностей и выносит рекомендацию к принятию решения, которое может быть осуществлено автоматически, если оператор системы делегирует право управления активом и доступ к нему. Недостаток такого подхода заключается в том, что при лишь небольшой очереди ошибочно принятых или несвоевременных решений, например, при неверной трактовке волновой структуры, становится практически невозможным вернуть систему в исходное состояние без вмешательства оператора супервизора, которое в свою очередь также не может его гарантировать.

Второй – безпрогнозное принятие решение с трендом (глава 4), что необходимо в том случае, если прогнозирование имеет низкую или отрицательную эффективность.

Принимая во внимания достоинства и недостатки вышеуказанных подходов предлагается третий гибридный подход. Он предусматривает анализ с помощью ИИ и рекомендации по подстройке параметров робота (подход 2), например, при резко возрастающей волатильности или наоборот при ее сокращении. Такой гибридный подход предусматривает возможность полного перехода на контроль ИИ, если эффективность робота даже при измененных параметрах недостаточна, а вероятность ошибки потенциального решения, принятого ИИ, оценивается как сверхнизкая.

В качестве основы ИИ лежит искусственная нейронная сеть или набор сетей. С помощью искусственной нейронной сети становится возможным прогнозирование временных рядов данных. Для формирования подходящей искусственной нейронной сети, необходимо рассмотреть общие методы моделирования, идентификации и прогнозирования с применением ИНС.

### 3.1 Методы моделирования, идентификации и прогнозирования с применением ИНС

В настоящее время отмечается все большее применение ИНС при решении задач идентификации систем, распознавания образов, управления, оценивания и аппроксимации. Также находят применение ИНС в задачах предсказаний. Одной из причин обращения к ИНС является отсутствие математически обоснованной модели наблюдаемого явления. В подобных условиях ИНС, являющиеся по законам своего функционирования адаптивными нелинейными системами, обеспечивают получение решений посредством обучения [121, с.30].

По архитектуре ИНС подразделяется на сети прямого распространения и сети с обратными связями, как локальными, так и глобальными. По свойствам нейронов различают сети статического и динамического типа. В последнем случае нейроны описываются либо дифференциальными, либо разностными уравнениями. Если решение задачи аппроксимации может быть получено с помощью сети прямого распространения, то предсказание требует применения сети возможно более полно отображающей динамику процесса. В сетях прямого распространения это требует согласованного с характером наблюдаемого процесса числа нейронов в рецепторном слое, которое тем больше, чем больше почти период процесса. Структурная схема представления искусственного нейрона статического типа состоит из сумматора взвешенных входных данных и безынерционного нелинейного элемента как показано на рисунке 3.2.

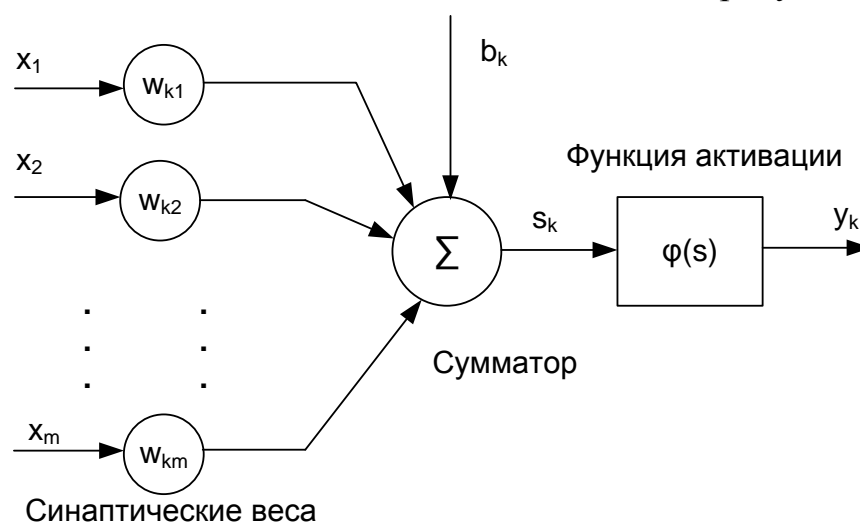


Рисунок 3.2 – Искусственный нейрон статического типа

Выход этого нейрона в дискретном времени задается выражением

$$y_k = \varphi(s_k),$$

$$s_k = \sum_{l=1}^m w_{kl} x_{kl} + w_{k0} \mathbf{1},$$
(3.1)

где  $\varphi(s_k)$  функция активации,  $w_{kl}$  – весовые коэффициенты,  $w_{k0} \mathbf{1} = b_k$  – величина смещения.

В матричной форме приведенные выражения (3.1) можно записать в виде

$$s_k = \mathbf{w}_k^T \mathbf{x}_k,$$

$$y_k = \varphi(\mathbf{w}_k^T \mathbf{x}_k),$$
(3.2)

где

$$\mathbf{w}_k = \begin{pmatrix} w_{k0} \\ w_{k1} \\ \vdots \\ w_{km} \end{pmatrix} \quad \text{и} \quad \mathbf{x}_k = \begin{pmatrix} 1 \\ x_{k1} \\ \vdots \\ x_{km} \end{pmatrix} -$$

векторы весовых коэффициентов  $w_k$ , входных данных  $x_k$  с учетом величины смещения. Индекс  $k$  может считаться либо номером нейрона, либо номером такта в дискретном времени. Верхний индекс  $T$  обозначает операцию транспонирования.

Приведенная модель нейрона статического типа позволяет рассмотреть ряд моделей нейронных сетей. Так если сети формируются по алгоритму вычисления выходных сигналов в зависимости только от значений входных сигналов, такие сети можно считать преобразователями сигналов. Их представителем является многослойный персептрон, в котором обучение осуществляется обычно методом обратного распространения ошибки. Также в искусственных нейронных сетях могут иметь место обратные связи между слоями, идущие в обратном направлении – от выходного слоя к полю рецепторов. Подобные соединения характерны для рекуррентных нейронных сетей, которые по многим признакам аналогичны нелинейным адаптивным фильтрам и цифровым системам обработки сигналов.

Главной особенностью структур искусственных нейронных сетей является упорядочение их нейронов по отдельным слоям. При этом в сетях прямого распространения выход нейрона каждого слоя соединен только с нейронами следующего слоя. В рекуррентных сетях указанные выходы могут быть соединены с нейронами предшествующих слоев, а также с нейронами того же слоя. В сетях с динамичными нейронами присутствует локальная обратная связь, охватывающая отдельные нейроны. Если алгоритм уравнения нейрона можно записать в разностной форме (в данном случае нижний индекс обозначает номер такта) [121, с. 39]

$$y_{k+1} = y_k + v_k - \gamma(y_k),$$

то нейрон можно представить в виде нелинейной системы с обратной связью, изображенной на рисунке 3.3, которая прогнозирует изменения  $y_k$  в  $(k+1)$  такте.

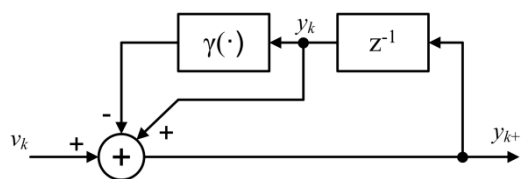


Рисунок 3.3 – Эквивалентная схема модели нейрона с обратной связью

В задачах одномерного прогнозирования сенсорным слоем сети является последовательный регистр, образующий скользящее окно выборки входного процесса. Длина регистра, определяющая размер окна выборки, выбирается исходя из динамики наблюдаемого процесса и величины периода его дискретизации. Содержащиеся в регистре выборки должны по возможности покрывать интервал характерного изменения процесса. Только в этом случае можно надеяться на достоверность результатов предсказания. Количество выборки, содержащихся в регистре, то есть размер сенсорного слоя сети, зависит, конечно, не только от длины характерного изменения процесса, но и от периода его дискретизации.

Выходы рецепторов суммируются в нейронах первого (скрытого) слоя ИНС. При этом результаты суммирования описываются выражениями вида

$$y_k = w^T x_k,$$

где вектор  $x_k$  представляет собой вектор последовательности выборок, а  $w$  - вектор весовых коэффициентов. Данному выражению соответствует приведенная на рисунке 3.4 схема, которая эквивалентна схеме линейного нейрона.

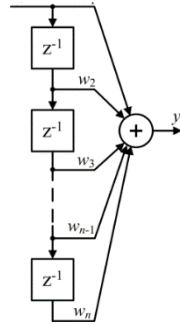


Рисунок 3.4 – Схема суммирования выходов сенсорного слоя

Известно, что сигнал на выходе такого фильтра максимален, если его импульсная функция пропорциональна вектору входных данных, то есть, если  $w = \alpha x_k$ . Это следует из доказательства неравенства Коши – Шварца, которое для рассматриваемого случая имеет вид

$$|\langle x_k, w \rangle| \leq \|w\| \cdot \|x_k\|.$$

Доказательство этого неравенства и приведенного выше утверждения, определяющего импульсную функцию согласованного фильтра, вытекает, из условия, что

$$0 \leq \langle x_k + \lambda w, x_k + \lambda w \rangle = \|x_k\|^2 + \lambda^2 \|w\|^2 + 2\lambda \langle x_k, w \rangle.$$

(Здесь векторы  $x_k$  и  $w$  считаются действительными). Тогда, если коэффициент  $\lambda$  принять равным  $\lambda = -\langle x_k, w \rangle / \|w\|^2$ , то получается неравенство

$$0 \leq \|x_k\|^2 - \frac{\langle x_k, w \rangle^2}{\|w\|^2}.$$

При этом равенство имеет место только тогда, когда  $w = \alpha x_k$ . Если же это условие не выполняется, то  $\langle x_k, w \rangle^2 < \|x_k\| \cdot \|w\|$ , то есть, величина сигнала на выходе фильтра будет меньше максимально возможной величины.

Нетрудно заметить, что схема на рисунке 3.4 при фиксированных значениях весовых коэффициентов эквивалентна схеме согласованного фильтра, а при настраиваемых коэффициентах – схеме линейного адаптивного фильтра, настройка которого осуществляется рекуррентным способом по величине ошибки на выходе, определяемой выражением [121, с.41]

$$\varepsilon(k) = f(k) - y(k),$$

где  $y(k)$  – выход схемы, а  $f(k)$  – требуемое (эталонное) его значение.

Погрешность адаптации можно также задать величиной

$$q = \sum_{k=1}^N |f(k) - y(k)|^2.$$

В задачах предсказания задача состоит в оценивании будущих значений процесса по имеющимся текущим данным. Это означает, что оценка  $y(k)$  в момент  $k$  должна совпадать с будущим значением процесса  $f(k+t)$  (предсказание на время  $t$ ). При этом ошибка предсказания задается выражением

$$\varepsilon_k(t) = f(k+t) - y(k).$$

Минимизация ошибки обеспечивается итерационной процедурой обучения, в ходе которой осуществляется настройка весовых или синаптических коэффициентов сети. Такой метод обучения НС называется обучение без учителя, при этом объект управления и модель возбуждаются одним и тем же сигналом  $x(k)$ .

Таким образом, задачи предсказаний заключаются в оценивании будущих значений процесса по имеющимся данным в текущий момент, в идентификации, в настройке синаптических коэффициентов НС по критерию минимальной величины ошибки предсказания [121, с. 42] с использованием численных методов [68, 117, 156, 163], в оценивании управляемого объекта, основанных на сравнении выходных сигналов управляемого объекта и его модели, в качестве которой используется нейронная сеть.

### 3.2 Многослойный персептрон в задаче моделирования алгоритма прогнозирования временных рядов

Для решения задачи разработки модели прогнозирования временных рядов стоимостных показателей на основе применения ИНС, рассмотрим этапы настройки нейронной сети при обучении на аппроксимирующих коэффициентах [121, с.43-52]:

1. Расчет ошибки при инициализации сети:

$e_j = y_{jl} - d_{jl}$ , где  $y_{jl}$  - полученные фактические данные на выходе,  $j$ -ого слоя,  $l$ -ого нейрона,  $d_{jl}$  – требуемое значение  $l$ -го- выхода сети.

2. Расчет ошибки между слоями.

Выходной сигнал нейрона рассчитывается по формуле  $y_{jl} = \varphi_l(s)$ ,

где  $s$  – синаптическая сумма нейрона  $l$  в  $j$ -ом слое,  $\varphi(s)$  - функция активации нейрона.

Принимая в расчет значения ошибки на выходе всей сети и весовые значения между нейронными, вычисляется ошибка между нейронами последнего и ближайшего к нему слоёв (рисунок 3.5 а,б).

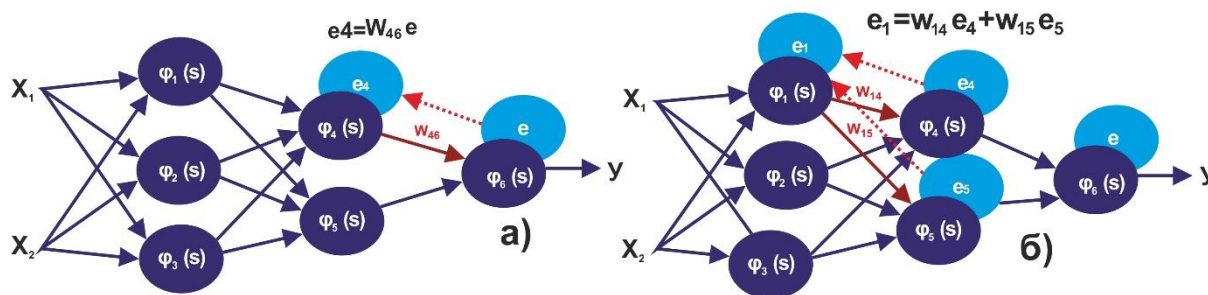


Рисунок 3.5 – Граф вычисления ошибки сети и ошибки внутренних слоёв

3. Корректировка веса с учетом ошибки.

Рассчитав ошибки на каждом из нейронов всей сети, получаем новое значение весовых коэффициентов всех связей. На рисунке 3.6 представлен граф



коррекции весовых коэффициентов входного (первого) слоя ИНС где  $\alpha$  - шаг настройки, который выбирается, как правило, по выражению  $\alpha \approx \frac{1}{\sqrt{m}}$  [121,с.44],  $m$  – число нейронов в выходном слое.

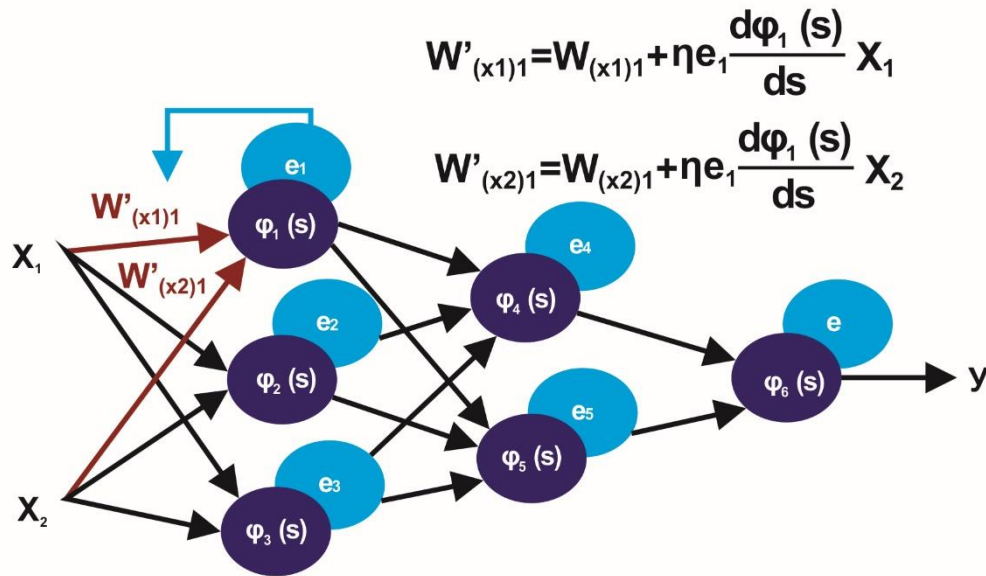


Рисунок 3.6 – Коррекция весовых коэффициентов входного слоя

В качестве функции активации применим сигмоиду [121, с.44]:

$$\varphi(s) = \frac{1}{1 + \exp(-s)}.$$

Для сокращения вычислительной сложности метода обратного распространения ошибки вычислим производную от сигмоиды  $d\varphi(s)/ds$ , с помощью которой осуществляется коррекция весовых коэффициентов выходного слоя ИНС.

На рисунке 3.7 представлен граф коррекции весовых коэффициентов выходного слоя ИНС.

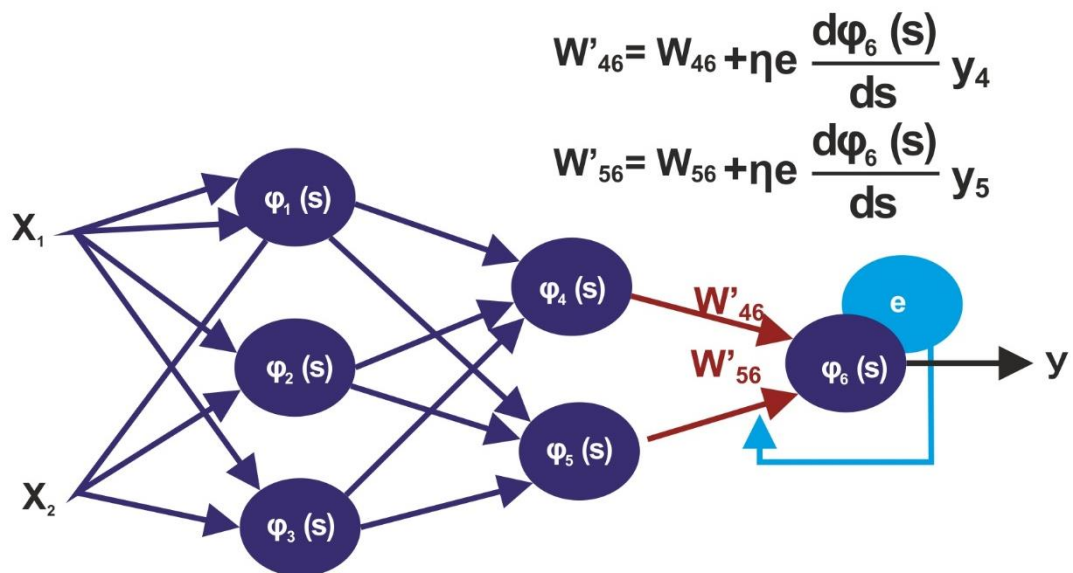


Рисунок 3.7 – Расчет новых весовых коэффициентов последнего слоя

Предсказание на коротких интервалах по небольшому скользящему окну данных [121, с. 54] реализуется как с помощью сетей прямого распространения, так и с помощью рекуррентных сетей или сетей с обратными связями. Сети прямого распространения, состоящие из нейронов с безынерционными функциями активации, могут быть отнесены к классу статических сетей. Возможности таких сетей определяются числом слоев, количеством нейронов в каждом слое и в какой-то степени видом нелинейных функций активации.

Описанная выше предварительная подготовка данных для обучения ИНС, является важным этапом работы алгоритмов прогнозирования. Структурная схема модели алгоритма рекуррентной нейросети или нейронной сети с обратной связью, приведена на рисунке 3.8.

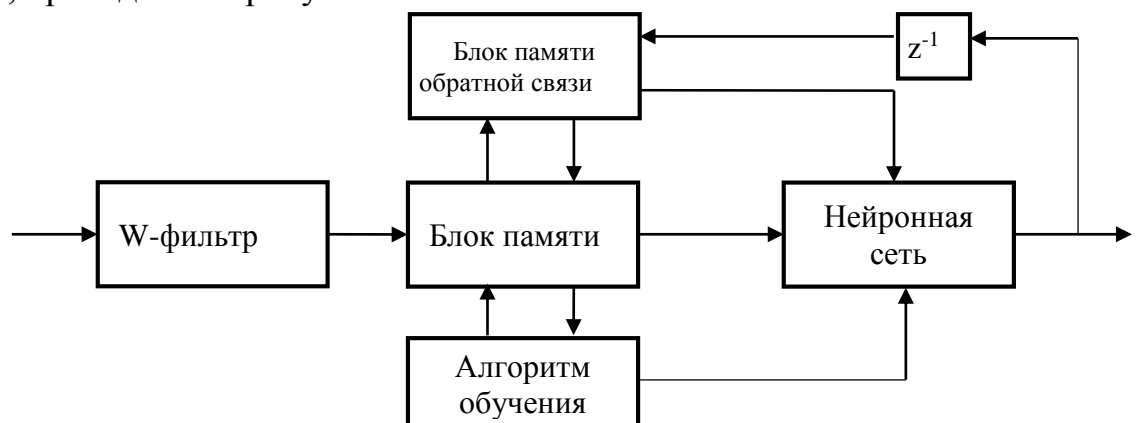


Рисунок 3.8 – Структурная схема прогнозирования с обратной связью

В соответствии со схемой алгоритма представленной на рисунке 3.8, на вход  $W$ -фильтра (вейвлет-фильтрация) подается временной ряд стоимостных показателей в виде последовательных отсчетов  $x_k$ . Аппроксимирующие коэффициенты  $C_i$ , полученные в ходе разложения, попадают в блок памяти, обеспечивающий формирование обучающей выборки из  $N$  отсчетов, по количеству нейронов во входном слое. В блоке «Нейронная сеть» осуществляется прогнозирование  $r$  отсчетов ряда. Для увеличения длительности прогнозирования, полученные 10 значений ряда по цепи обратной связи, дополняют обучающую выборку, из которой исключается первые 10 значений. Блок  $z^{-1}$  обеспечивает формирование задержки. При данном подходе после процедуры обучения нейронной сети, коэффициенты весов фиксируются, оставаясь неизменными в ходе дальнейшего прогнозирования. Алгоритм прогнозирования структурной схемы с обратной связью представлен в таблице 3.

Таблица 3 – Алгоритм прогнозирования схемы с обратной связью

Номер операции	Выполняемое действие
1	Формируется массив данных $x(t) = x(n \cdot \Delta t)$
2	Задаются параметры обучения: шаг настройки $\alpha < 1$ , $\alpha \in \{0,1; 0,2; \dots, 0,9\}$ и число итераций в циклах обучения
3	Осуществляется выбор блока данных обучения $D(k)$
4	С помощью алгоритма обратного распространения ошибки производится $N$ циклов обучения – по формулам типа $w(k+1) = w(k) - \alpha G(k)$ , $k = 0, 1, \dots, N$ , определяются коэффициенты нейронной сети
5	Задается глубина (число блоков) предсказания $M$ ( $= 10$ )
6	Осуществляется выбор блока данных предсказания $D(l+1) = D(k+1)$
7	Осуществляется предсказание блока данных $\hat{Y}(l+1)$
8	Осуществляется модификация блока данных: $D(l+1) \rightarrow [\bar{D}(l+1); \hat{Y}(l+1)]$
9	Осуществляется переход к следующему шагу предсказания: $l = l+1$ , $l = 1, 2, \dots, M-1$
10	Осуществляется переход к операции 7, если $l < M$
11	По достижении условия $l = M$ осуществляется переход к операции 3 с заменой $k \rightarrow k+l$ , $l \leq M$

Структурная схема модели алгоритма предсказаний на коротких интервалах анализа временного ряда с помощью нейронной сети прямого распространения приведена на рисунке 3.9.

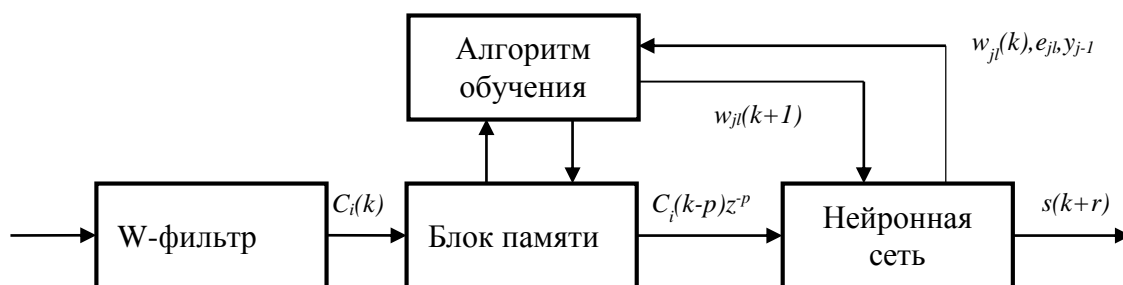


Рисунок 3.9 – Структурная схема прогнозирования с нейронной сетью прямого распространения

В структурной схеме алгоритма на рисунке 3.9, блоки «W-фильтр» и «Блок памяти» работают аналогично схеме с обратной связью. Полученные на выходе нейронной сети отсчеты временного ряда  $y(j)$  сравниваются с реальными значениями  $C_i(k)$  в блоке «Алгоритм обучения». Результат сравнения обеспечивает перерасчет коэффициентов весов  $W_{j,l}$ , поэтому в ходе дальнейшего прогнозирования будет происходить постоянная подстройка весовых коэффициентов  $W_j$ . Алгоритм прогнозирования структурной схемы с нейронной сетью прямого распространения представлен в таблице 4.

Таблица 4 – Алгоритм прогнозирования НС прямого распространения

Номер операции	Выполняемое действие
1	Формируется массив данных $x(t) = x(n \cdot \Delta t)$
2	Задаются параметры обучения: шаг настройки $\alpha < 1$ , $\alpha \in \{0,1; 0,2; \dots, 0,9\}$ и число итераций в циклах обучения
3	Осуществляется выбор блока данных обучения $D(k)$
4	С помощью алгоритма обратного распространения ошибки производится $N$ циклов обучения – по формулам типа $w(k+1) = w(k) - \alpha G(k)$ , $k = 0, 1, \dots, N$ , определяются коэффициенты нейронной сети
5	Осуществляется выбор блока данных предсказания $D(k+1)$
6	Осуществляется предсказание блока данных $\hat{Y}(k+1)$
7	Осуществляется переход к следующему шагу предсказания: $k = k+1$
8	Осуществляется переход к операции 3

Из таблиц 3-4 видно, что реализация алгоритма с НС прямого распространения осуществляется с меньшими вычислительными затратами.

При моделировании алгоритма прогнозирования по схеме с НС прямого распространения использовался многослойный персептрон, алгоритм которого приведен в таблице 5 [121, с.47].

Таблица 5 – Алгоритм обучения многослойного персептрона

Этап обучения	Алгоритм
Определение выходов (прямой проход)	$y_j = \begin{pmatrix} \varphi(w_{j1}^T y_{j-1} + w_{01}^j) \\ \varphi(w_{j2}^T y_{j-1} + w_{02}^j) \\ \vdots \\ \varphi(w_{jm_j}^T y_{j-1} + w_{0m_j}^j) \end{pmatrix}, j = 1, 2, \dots, n, y_0 = x_0$
Определение ошибок (обратный проход)	$e_{j-1} = W_j \Phi_j e_j, j = n, n-1, \dots, 2, e_n = \varphi(s_n) - d,$ $s_j = W_j^T y_{j-1} + w_{j0} = (s_{j1}, s_{j2}, \dots, s_{jm_j})^T$
Коррекция синаптических коэффициентов	$w_{jl}(k+1) = w_{jl}(k) - \alpha h_{jl}(s_{jl}) e_{jl} y_{j-1},$ $w_{j0}(k+1) = w_{j0}(k) - \alpha \Phi_j e_j$

$$W_j = \begin{pmatrix} w_{j1} & w_{j2} & \dots & w_{jm_j} \end{pmatrix},$$

$$\frac{\partial \varphi^T(s_j)}{\partial s_j} = \text{diag} \left( \frac{\partial \varphi(s_{j1})}{\partial s_{j1}}, \frac{\partial \varphi(s_{j2})}{\partial s_{j2}}, \dots, \frac{\partial \varphi(s_{jm_j})}{\partial s_{jm_j}} \right) \equiv \Phi_j,$$

$$h_{jl}(s_{jl}) = \frac{\partial \varphi(s_{jl})}{\partial s_{jl}}.$$

При прямом проходе производится расчет выходных значений каждого слоя нейронной сети. При обратном проходе, начиная, с последнего слоя производится расчет ошибки на каждом нейроне. Получая на выходе нейронной сети фактическое результирующее значение, производится его сравнение с эталонным, в результате чего формируется ошибка. Относительно ошибки полученной на выходе всей сети, рассчитываются ошибки следующих слоев и производится коррекция синаптических весов. Составляющая  $W_j$  представляет

собой матрицу коэффициентов,  $\Phi_j$  диагональную матрицу частных производных,  $s_{jl}$  – линейный выход нейрона  $l (1 \leq l \leq m)$ ,  $j$ -ого слоя,  $h_{jl}$  – производная функции активации  $\varphi(s_{jl})$  нейрона  $l$  слоя  $j$ .

На рисунке 3.10 представлены графики зависимости ошибок обучения  $|e|/x_k$  двухслойной, трехслойной и четырехслойной нейронных сетей от числа итераций обучения  $n$  при различных значениях шага настройки  $\alpha$ .

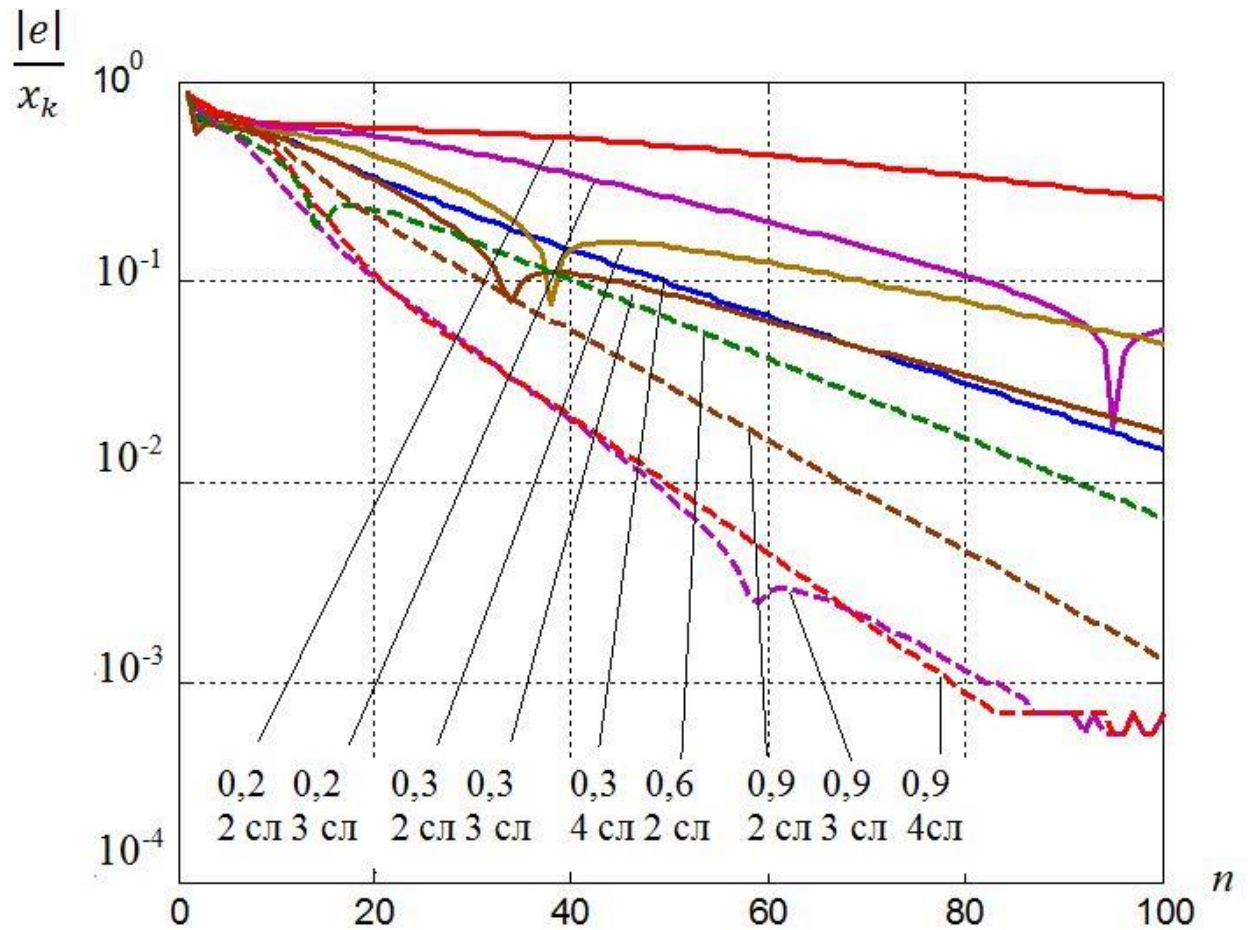


Рисунок 3.10 – Графики зависимости ошибки обучения от числа итераций обучения при различных значениях шага настройки от 0,2 до 0,9

Из графиков зависимостей ошибок обучения на рисунке 3.10 видно, что трехслойная нейронная сеть имеет лучшие характеристики погрешности обучения. На рисунке 3.11 представлены трехмерные графики кривых зависимостей ошибок обучения от числа циклов  $q$  и числа нейронов  $t$  в сети.

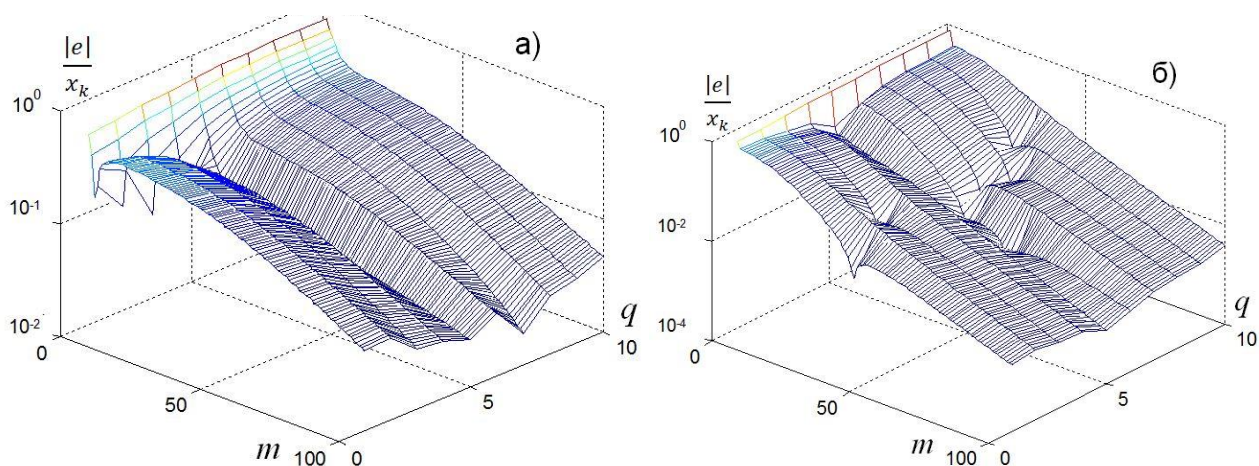


Рисунок 3.11 – Графики зависимости ошибки обучения от числа циклов и числа нейронов в сети при значениях шага настройки: а) 0,3; б) 0,9

Графики на рисунке 3.11 показывают, что число циклов обучения нейронной сети может находиться в пределах 1-5. Дальнейшее увеличение числа циклов существенно не влияет на эффективность обучения и даже может приводить к ее снижению в случае переобучения. Также из графика на рисунке 3.11 “а” видно, что сеть для получения удовлетворительных параметров обучения должна содержать 50-80 нейронов. По графику “б” видно, что обучение сети с шагом настройки  $\alpha > 0,3$  позволяет получить лучшие результаты. Таким образом, результаты исследований показали, что модель прогнозирования с помощью нейронной сети прямого распространения имеет преимущество перед моделью с обратной связью по критерию меньших вычислительных затрат. Также показано, что построение математической модели нейронной сети прямого распространения должно быть реализовано предпочтительнее по схеме трехслойного персептрона. Таким образом, полученные результаты исследований позволяют определить построение математической модели обработки и прогнозирования временных рядов данных по правилу сетей прямого распространения.

### **3.3 Программное обеспечение систем мониторинга с применением искусственных нейронных сетей**

Алгоритмы современной системы мониторинга временных рядов для получения высоких параметров по качеству прогнозирования, часто создаются с применением программных технологий ИНС [3; 121, с.28]. Наиболее распространенными при разработке ИНС являются программные среды PyBrain, Deep Learning Toolbox, NeurophStudio [207, 250, 266] и другие.

PyBrain представляет собой модульную библиотеку, предназначенную для реализации различных алгоритмов машинного обучения на языке Python. Основной его целью является предоставление исследователю гибких, простых в использовании, но в то же время эффективных инструментов для реализации задач из области машинного обучения, тестирования и сравнения различных алгоритмов.

Среда PyBrain оперирует сетевыми структурами, которые могут быть использованы для построения практически всех поддерживаемых библиотекой сложных алгоритмов.

Альтернативным режимом представляется использование пакета GUI-интерфейса нейронных сетей. Для работы в таком режиме нужно открыть окно создания нейронной сети Network/Data Manager. Сформировать последовательность входов и цепей в рабочей области GUI-интерфейса и создать новую сеть. При этом в данном режиме для обучения нейронной сети выбирается закладка Train в панели Network, в которой открывается новая диалоговая панель, которая имеет три закладки для задания параметров обучения.

Также возможно моделирование нейронной сети в окне пакета Simulink. Для этого используется библиотека Deep Learning Toolbox, которая содержит набор необходимых элементов, для создания нейронной сети. Основной функцией для формирования нейросетевых моделей в Simulink является функция gensim. Ввод данной команды с параметрами приведет к открытию созданной нейронной сети.



После создания нейронной сети производится ее обучение. Обучение нейронной сети сводится к настройке архитектуры сети и весов синоптических связей для точности производимых вычислений. Существует три основных вида обучения: с учителем, без учителя и смешанные. Пакет MatLab позволяет выполнять данные виды обучения, это дает возможность разработчику создавать требуемые нейронные сети.

Таким образом, математический комплекс matlab позволяет создавать нейронные сети различных видов сложности, вследствие чего возможно его использование для решения поставленных задач.

Нейронные сети в пакете NeurophStudio. Neuroph – объектно-ориентированный набор для разработки нейросетевых структур на языке Java [195], является проектом с открытым исходным кодом. Может быть использован для создания и обучения нейронных сетей в Java программах. Neuroph предоставляет как библиотеку классов Java, так и визуальные инструменты для создания и обучения нейронных сетей.

Основными преимуществами программной среды NeurophStudio являются возможности моделирования ИНС в разных режимах и в параллельном генерировании кода программы, поэтому программная среда NeurophStudio является одной из наиболее предпочтительных в автоматизированных системах мониторинга с применением ИНС.

### **3.4 Разработка искусственной нейронной сети на базе многослойного персептрона**

#### **3.4.1 Разработка структуры многослойного персептрона**

Для функционирования ИИ в качестве ядра необходимо построить искусственную нейронную сеть. В качестве основной модели такой сети был принят многослойный персептрон прямого распространения – multilayer perceptron (далее MLP) [270].

Для построения MLP модели используется следующий программный код:

```

model = Sequential()
model.add(Dense(100, activation='relu', input_dim=n_steps))
model.add(Dense(100))
model.add(Dense(1))
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_absolute_error',
metrics=['mse', 'acc'])

```

Количество нейронов во входном слое определяет переменная `n_steps`, равная количеству входных значений, или размеру окна. В структуре нейронной сети два скрытых слоя, каждый из которых состоит из 100 нейронов. Выходной слой состоит из 1 нейрона.

Тип связей в модели `Sequential` – полносвязная модель, каждый нейрон имеет связь со всеми нейронами следующего слоя. В качестве алгоритма оптимизации сети используется метод ADAM (adaptive moment estimation) [209]. Алгоритм вычисления ошибки – среднеквадратическая ошибка (Mean Squared Error [240]).

В результате эмпирических тестов различных параметров архитектуры нейронной сети, таких как количество скрытых слоев, количество нейронов во входном и скрытом слоях, была выбрана архитектура, представленная на рисунке 3.12.

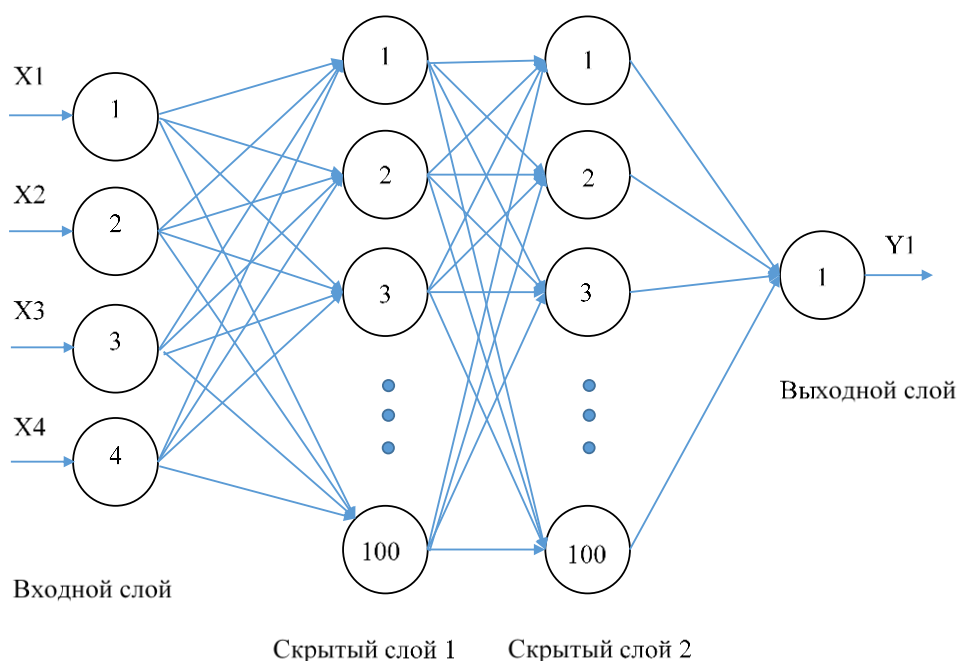


Рисунок 3.12 – Архитектура нейронной сети

Данные параметры влияют на итоговую точность прогноза, однако простое увеличение количества скрытых слоев и нейронов в них не дает существенного прироста эффективности модели, однако значительно увеличивает вычислительную нагрузку.

Для преобразования исходного временного ряда во входной набор данных используется функция `split_sequence`:

```
def split_sequence(sequence, n_steps):
    X, y = list(), list()
    for i in range(len(sequence)):
        # find the end of this pattern
        end_ix = i + n_steps
        # check if we are beyond the sequence
        if end_ix > len(sequence)-1:
            break
        # gather input and output parts of the pattern
        seq_x, seq_y = sequence[i:end_ix], sequence[end_ix:]
        X.append(seq_x)
        y.append(seq_y)
    return array(X), array(y)
```

Результатом ее выполнения являются два массива: `x` – входные значения, разделенные на векторы по `n` значений, где `n` – размер окна, и массив `y` – выходные значения.

Например, исходные данные считываются из файла 'USDW.csv':

```
raw_seq = read_csv('USDW.csv', usecols=[4], engine='python')
```

Затем, данные разделяются на выборку для обучения и для тестирования модели, в данном случае первые 130 значений для обучения, остальные для теста:

```
rdata = array(raw_seq['<CLOSE>'][:130])
tdata = array(raw_seq['<CLOSE>'][130:])
```

После этого используется функция `split_sequence`, описанная выше. Набор данных, полученный в результате ее вызова передается для обучения сети:

```
X, y = split_sequence(rdata, n_steps)
model.fit(X, y, epochs=100, verbose=2)
```

После обучения модели, тестовый набор данных, после преобразования, используется для получения прогноза.

```
xn, yn = split_sequence(tdata, n_steps)
yhat = model.predict(xn, verbose=0)
```

Для визуализации полученных результатов используется следующий программный код:

```
import matplotlib.pyplot as plt
plt.rcParams["figure.figsize"] = (16,12)
plt.plot(yn)
plt.plot(yhat)
plt.ylabel('Стоимость')
plt.xlabel('Номер наблюдения')
plt.legend(['Исторические данные', 'Прогноз'], loc='upper left')
plt.show()
```

Для вычисления среднеквадратичной ошибки модели используется функция `mean_squared_error` из библиотеки `sklearn` [274]:

```
import math
from sklearn.metrics import mean_squared_error
trainScore = math.sqrt(mean_squared_error(yn, yhat))
print('Train Score: %.2f RMSE' % (trainScore))
```

Для визуализации изменения функции вычисления ошибки модели в процессе обучения используется следующий программный код:

```
plt.plot(history.history['loss'])
# plt.plot(history.history['val_loss'])
plt.title('model loss')
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
plt.show()
```

На рисунке 3.13 представлен график изменения ошибки нейронной сети в процессе ее обучения на 100 эпохах.

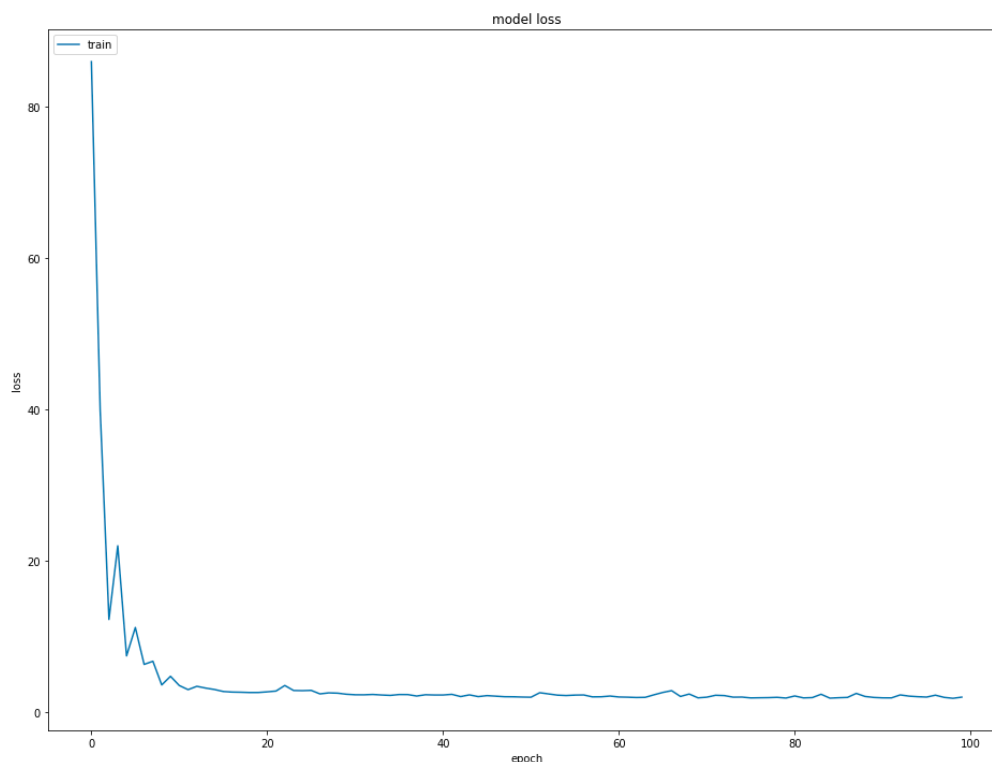


Рисунок 3.13 – Изменение среднеквадратической ошибки модели в процессе обучения

Из полученных результатов можно сделать вывод, что после 40 эпохи обучения показатель ошибки снижается незначительно и к сотой эпохе приближается к значению менее 1%, следовательно, увеличение количества эпох обучения не требуется.

В ходе выполнения работы, для создания модели прогнозирования временных рядов с помощью искусственных нейронных сетей был выбран программный продукт *statistica* [279]. Он позволяет в автоматическом режиме строить и обучать нейронные сети с заданным диапазоном нейронов в скрытом слое, с различными функциями активации. Есть возможность установки параметров количества сетей для обучения, а также выбора количества лучших сетей по результатам обучения.

На рисунках 3.14 – 3.17 представлены результаты прогнозирования временных рядов с помощью автоматизированных нейронных сетей. Синей линией обозначены исторические данные, остальные цветные линии –

результаты прогнозирования созданных нейронных сетей с различными архитектурами и функциями активации.

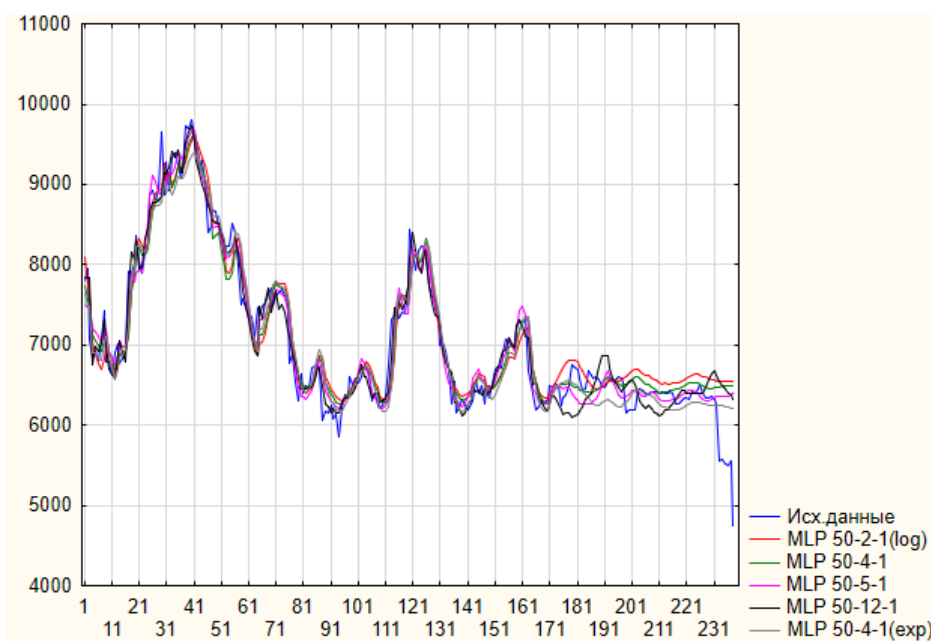


Рисунок 3.14 – Прогнозирование ряда валютной пары BTC/USD

На рисунке 3.14 представлено прогнозирование ряда валютной пары BTC/USD со входным окном в 50 значений, график проекции на 100 значений. Тип нейронной сети – многослойный персептрон прямого распространения.

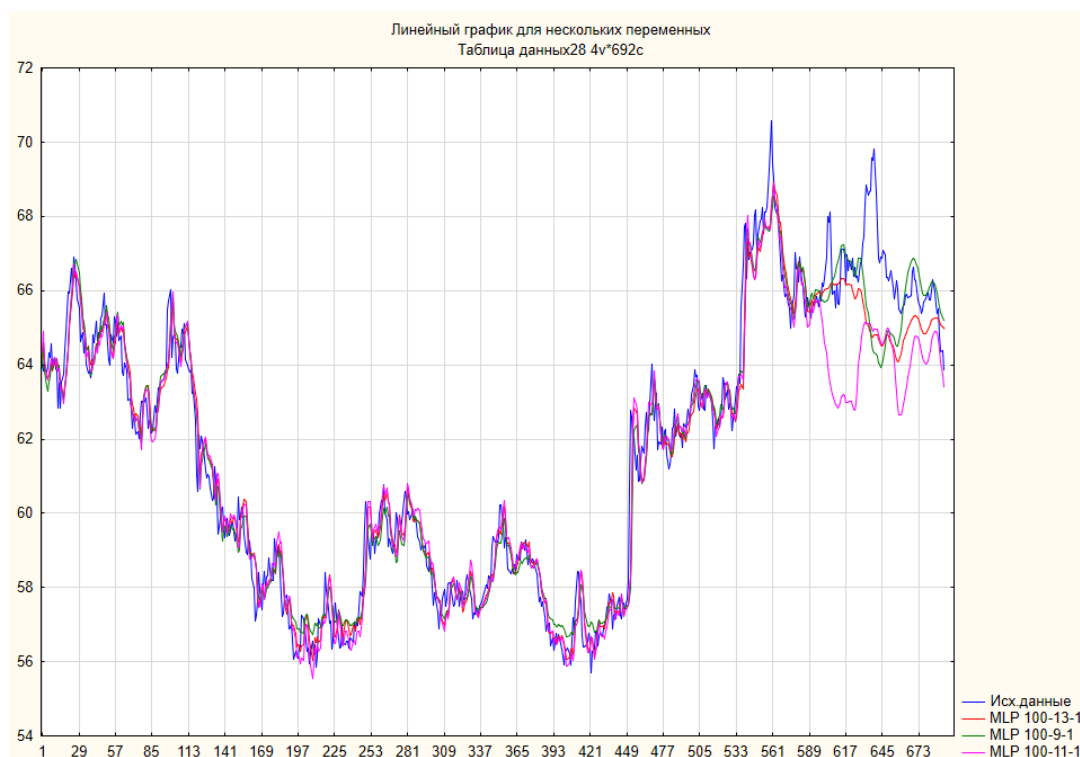


Рисунок 3.15 – Прогнозирование ряда валютной пары USD/RUB

На рисунке 3.15 представлено прогнозирование валютной пары USD/RUB с входным окном 100 значений, график проекции на 100 значений.

В данном случае нейронная сеть состоит из 100 входных нейронов и одного выходного. Количество нейронов в скрытом слое автоматически изменяется от 5 до 20, отбираются нейронные сети с наилучшим результатом. Наименьшая ошибка обучения была получена при использовании 9, 11 и 13 нейронов в скрытом слое.

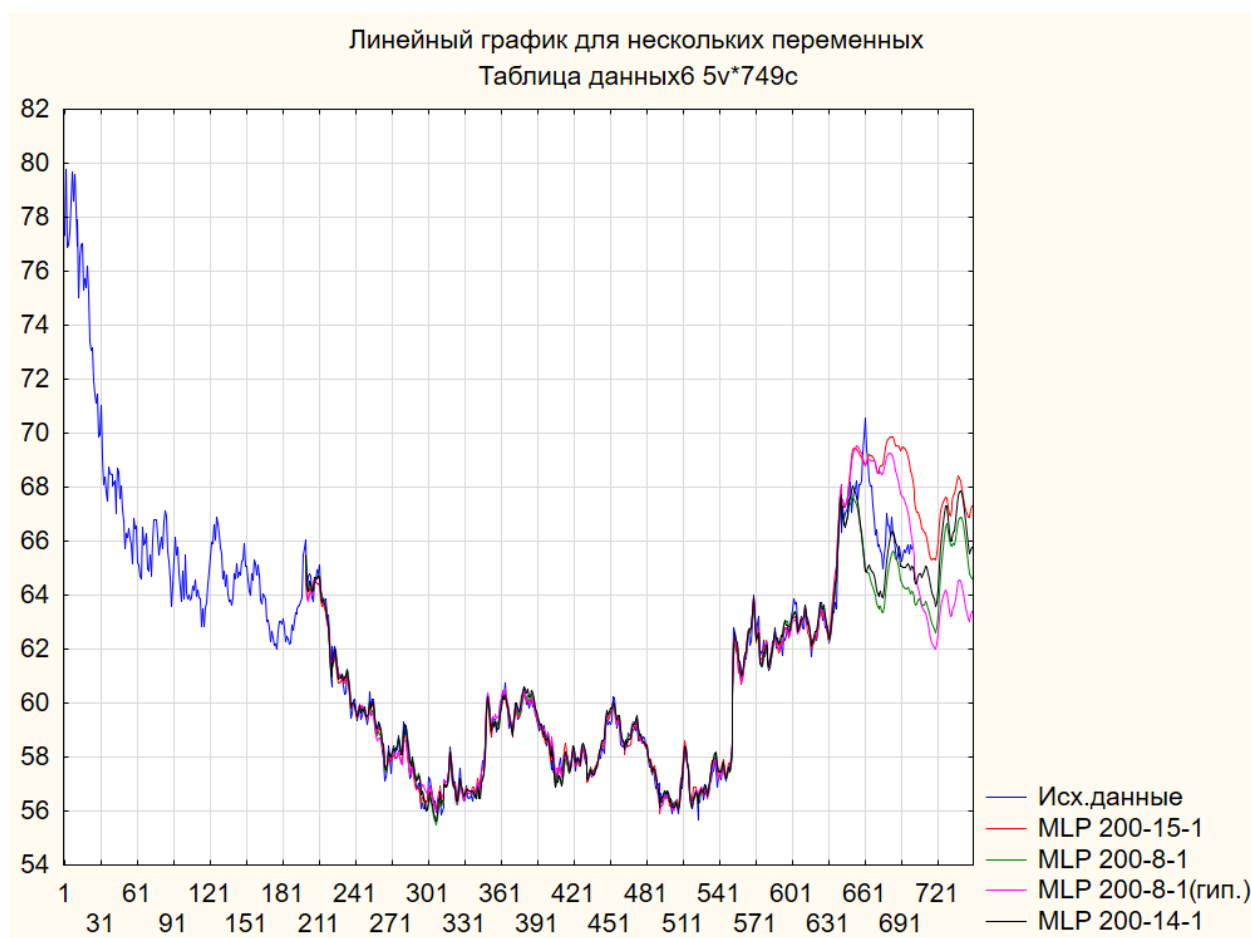


Рисунок 3.16 – Прогнозирование ряда валютной пары USD/RUB

На рисунке 3.16 представлено прогнозирование валютной пары USD/RUB с входным окном 200 значений, график проекции на 100 значений.

Для сравнительного анализа количество входных нейронов было увеличено до 200. В данном случае наилучшие результаты получились с применением сетей с 8, 14 и 15 нейронами в скрытом слое.

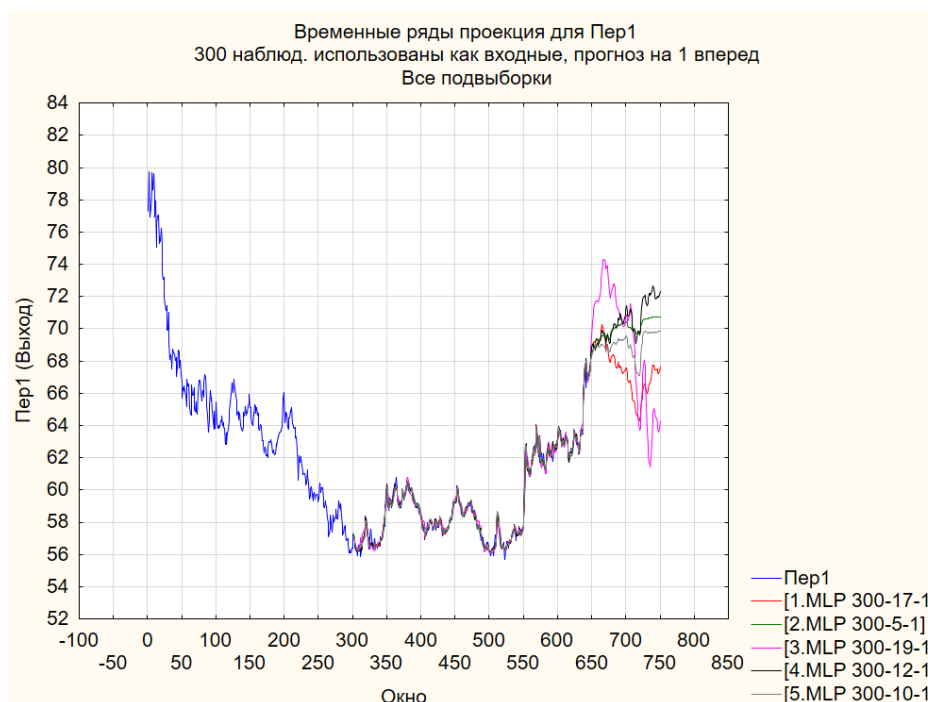


Рисунок 3.17 – Прогнозирование ряда валютной пары USD/RUB

При увеличении числа входных нейронов до 300 были получены результаты, представленные на рисунке 3.17.

Из полученных результатов можно сделать вывод, что полученные модели искусственных нейронных сетей в пакете Statistica обладают точностью менее 60%, что является недопустимым для поставленной задачи прогнозирования финансовых трендов. Для сравнительного анализа эффективности решения подобных задач с помощью искусственных нейронных сетей было принято решение разработать модель нейронной сети на языке программирования Python.

### 3.4.2 Разработка искусственной нейронной сети на языке программирования Python

Для работы с нейронными сетями, а также для предварительной подготовки данных, в языке программирования Python [113] необходимо подключение дополнительных библиотек [243, 251, 267]:

```
import numpy
import matplotlib.pyplot as plt
```



```
import pandas
import math
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from keras.layers import LSTM
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.metrics import mean_squared_error
```

Основной библиотекой для работы с нейронными сетями является Keras [234].

Для загрузки набора данных используются следующие методы:

```
dataframe = read_csv('USDW.csv', usecols=[4], engine='python')
dataset = dataframe.values
dataset = dataset.astype('float32')
```

При использовании сигмоидных или тангенциальных функций активации необходима преобразование входных данных, чтобы их значение находилось в диапазоне от 0 до 1. Такое преобразование называется нормализация данных. Для этого используется класс предварительной обработки MinMaxScaler из библиотеки scikit-learn:

```
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
dataset = scaler.fit_transform(dataset)
```

Входной набор данных необходимо разделить на выборку для обучения сети, и на выборку для тестирования. Для обучения используется 67% исходных данных, для тестирования – 33%:

```
train_size = int(len(dataset) * 0.67)
test_size = len(dataset) - train_size
```

### 3.4.3 Обучение искусственной нейронной сети

Существует три основных подхода к обучению искусственных нейронных сетей: обучение с учителем, обучение без учителя и обучение с подкреплением.

Обучение с учителем – это задача машинного обучения функции, которая сопоставляет входные данные с выходными данными на основе примера пар входные/выходные данные [282]. Она предполагает функцию из помеченных

данных обучения, состоящую из набора учебных примеров. В контролируемом обучении каждый пример – это пара, состоящая из объекта ввода (обычно вектора) и желаемого значения выхода (также называемого сигналом наблюдения). Алгоритм контролируемого обучения анализирует данные обучения и создает предполагаемую функцию, которая может быть использована для отображения новых примеров. Оптимальный сценарий позволит алгоритму корректно определять метки классов для невидимых экземпляров. Для этого требуется алгоритм обучения, обобщающий данные обучения до «разумных» ситуаций (индуктивная погрешность). В основном обучение с учителем применяется для решения двух типов задач: классификации и регрессии.

В работе для обучения искусственной нейронной сети используется метод обучения с учителем, применяя библиотеку `keras`, подходящую для прогнозирования временных рядов.

Основными гиперпараметрами изменяемыми при обучении нейронной сети являются количество скрытых слоев, количество нейронов в скрытом слое, функция вычисления ошибки (параметр `loss` [240]), количество эпох при обучении (параметр `epochs`), алгоритм оптимизации (параметр `optimizer` [253]), а также параметр `batch_size` [289], определяющий, сколько входных векторов будет подано на вход нейронной сети до изменения весовых коэффициентов.

Была выбрана архитектура с одним нейроном в выходном слое, 100 нейронами в скрытом и 4 во входном слое. Тип оптимизации `Adam`, функция вычисления ошибки – `mean squared error`. Количество эпох для обучения сети – 100. Полученный результат прогнозирования представлен на рисунке 3.18.

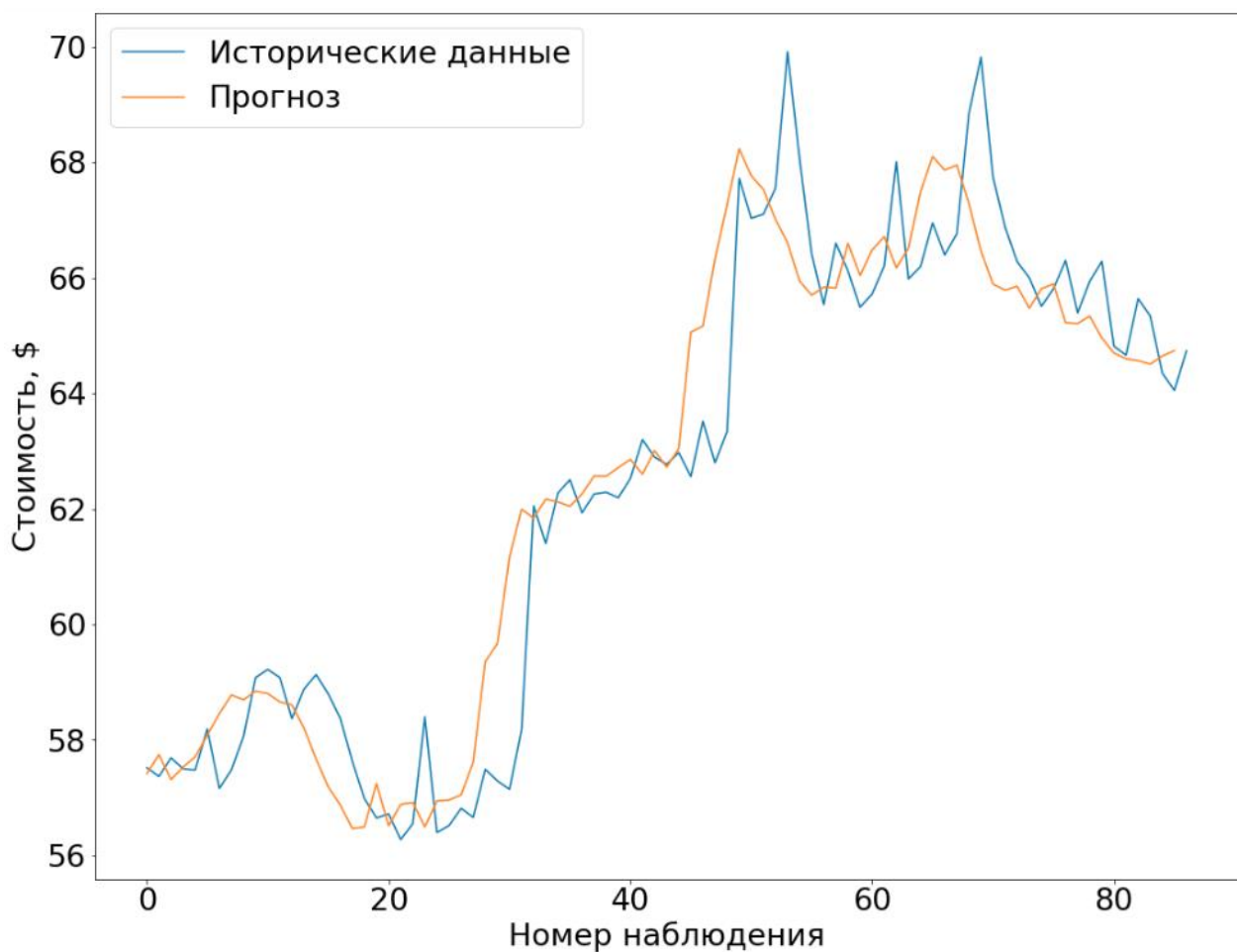


Рисунок 3.18 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-1.

Количество эпох обучения: 100.

Тип оптимизации: Adam.

Функция вычисления ошибки: Mean Absolute Error.

Train Score: 1.24 RMSE.

Далее было увеличено количество эпох обучения до 1000. Результаты представлены на рисунке 3.19.

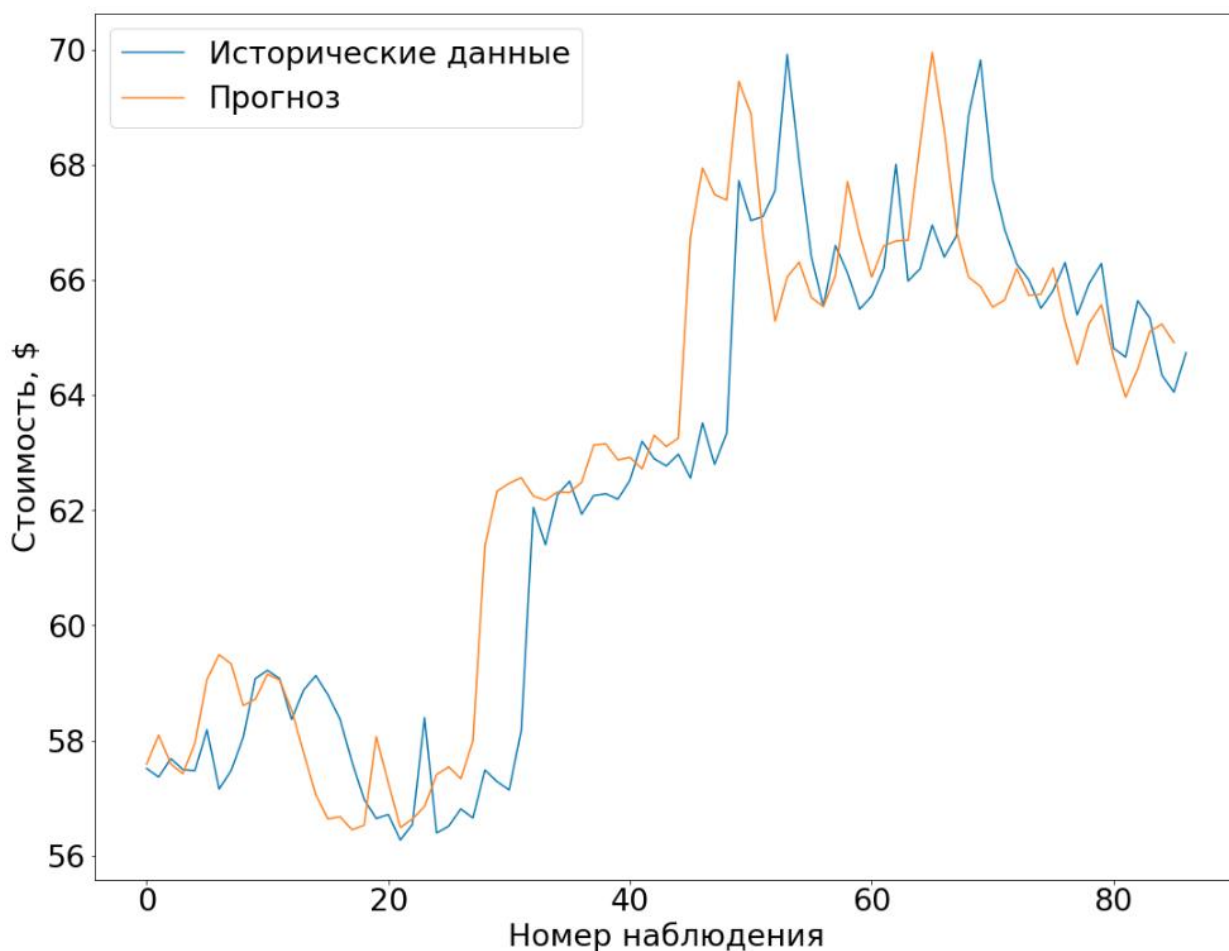


Рисунок 3.19 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-1

Количество эпох обучения: 1000.

Тип оптимизации: Adam.

Функция вычисления ошибки: Mean Absolute Error.

Train Score: 1.08 RMSE.

После этого была изменена структура искусственной нейронной сети: был добавлен еще один скрытый слой, содержащий 100 нейронов. Остальные параметры остались без изменения. Результат представлен на рисунке 3.20.

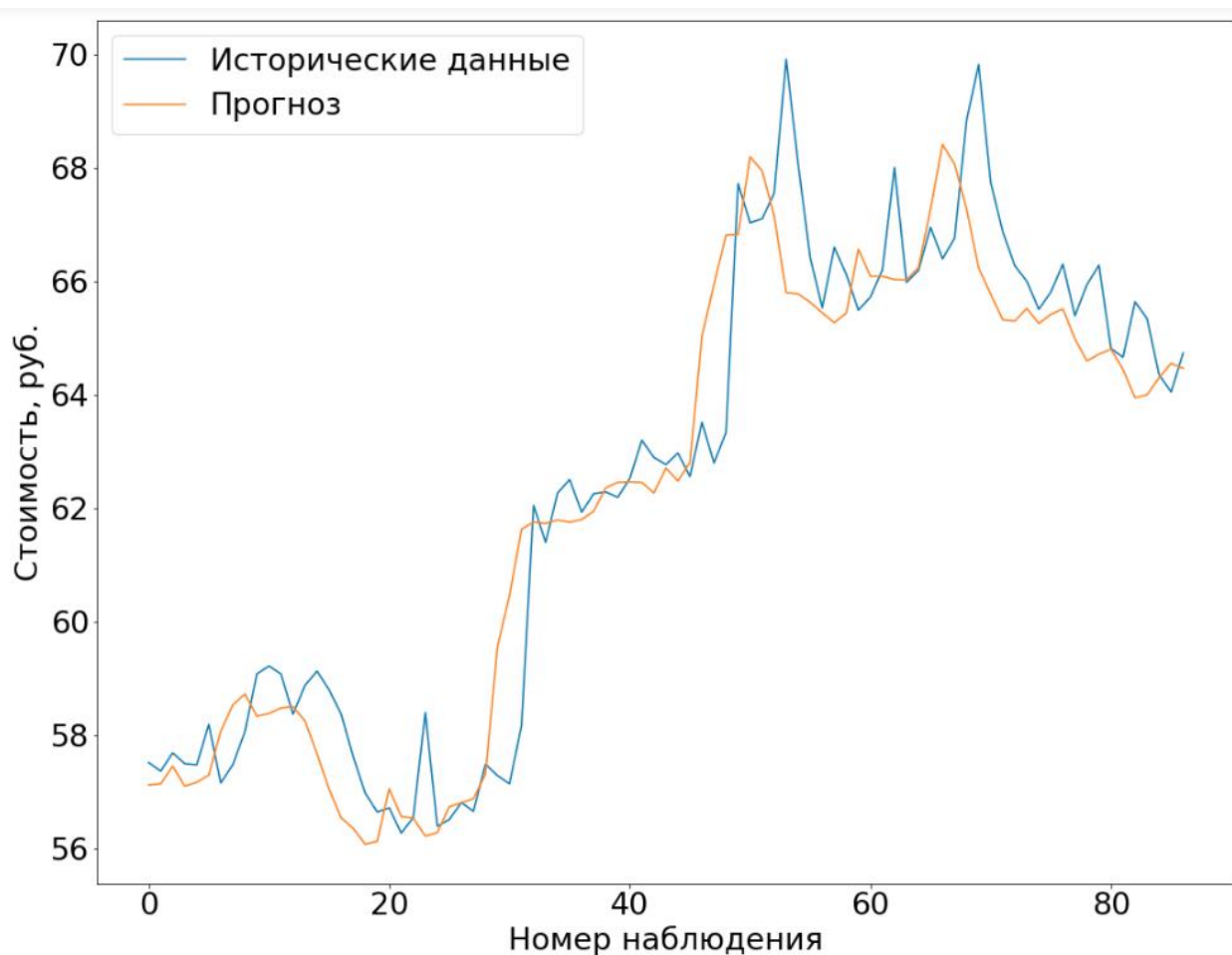


Рисунок 3.20 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-100-1

Количество эпох обучения: 100.

Тип оптимизации: Adam.

Функция вычисления ошибки: Mean Absolute Error.

Train Score: 1.10 RMSE.

Полученный результат среднеквадратической ошибки значительно меньше, чем при использовании архитектуры с одним скрытым слоем.

Затем количество эпох обучения вновь было увеличено до 1000. Полученные результаты представлены на рисунке 3.21.

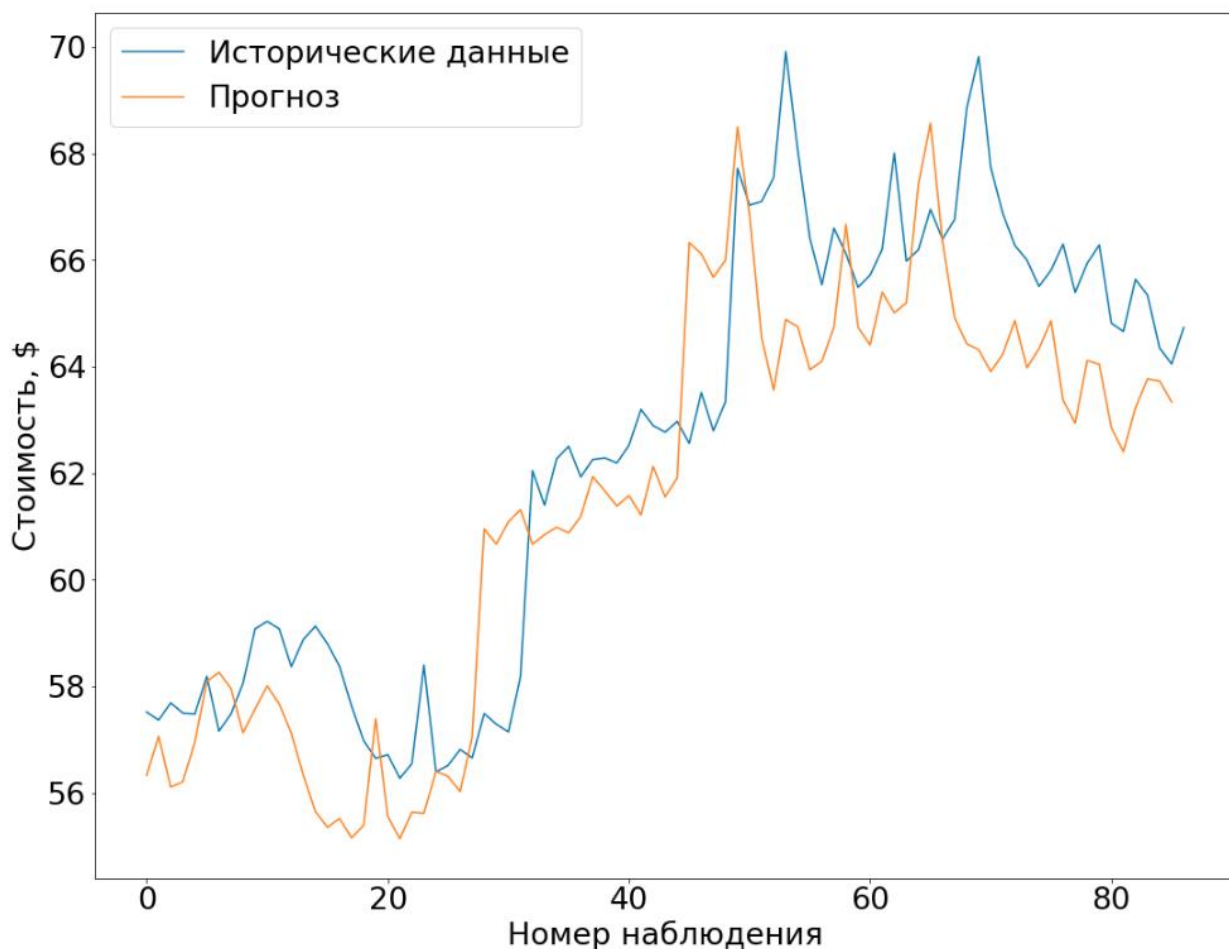


Рисунок 3.21 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-100-1.

Количество эпох обучения: 1000.

Тип оптимизации: Adam.

Функция вычисления ошибки: Mean Absolute Error.

Train Score: 1.09 RMSE.

Как можно заметить, полученное значение среднеквадратической ошибки (RMSE) нейронной сети с архитектурой 4-100-100-1 при 1000 эпохах обучения близко к значению этой же модели при 100 итерациях. Таким образом, можно сделать вывод об отсутствии необходимости увеличения числа эпох обучения, так как это требует дополнительное время и вычислительную мощность на обучение, но не дает значительного прироста в точности прогнозирования. Кроме этого может возникнуть проблема переобучения сети.

После выбора оптимальной архитектуры нейронной сети, необходимо подобрать метод оптимизации.

На рисунке 3.22 представлен результат использования оптимизатора RMSProp. Полученное значение среднеквадратической ошибки значительно больше, чем при использовании оптимизатора Adam.



Рисунок 3.22 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-100-1.

Количество эпох обучения: 100.

Тип оптимизации: RMSProp.

Функция вычисления ошибки: Mean Absolute Error.

Train Score: 1.59 RMSE.

На рисунке 3.23 представлен результат использования оптимизатора Adagrad. Значение среднеквадратической ошибки 1.12, что немного превышает результат использования оптимизатора Adam.

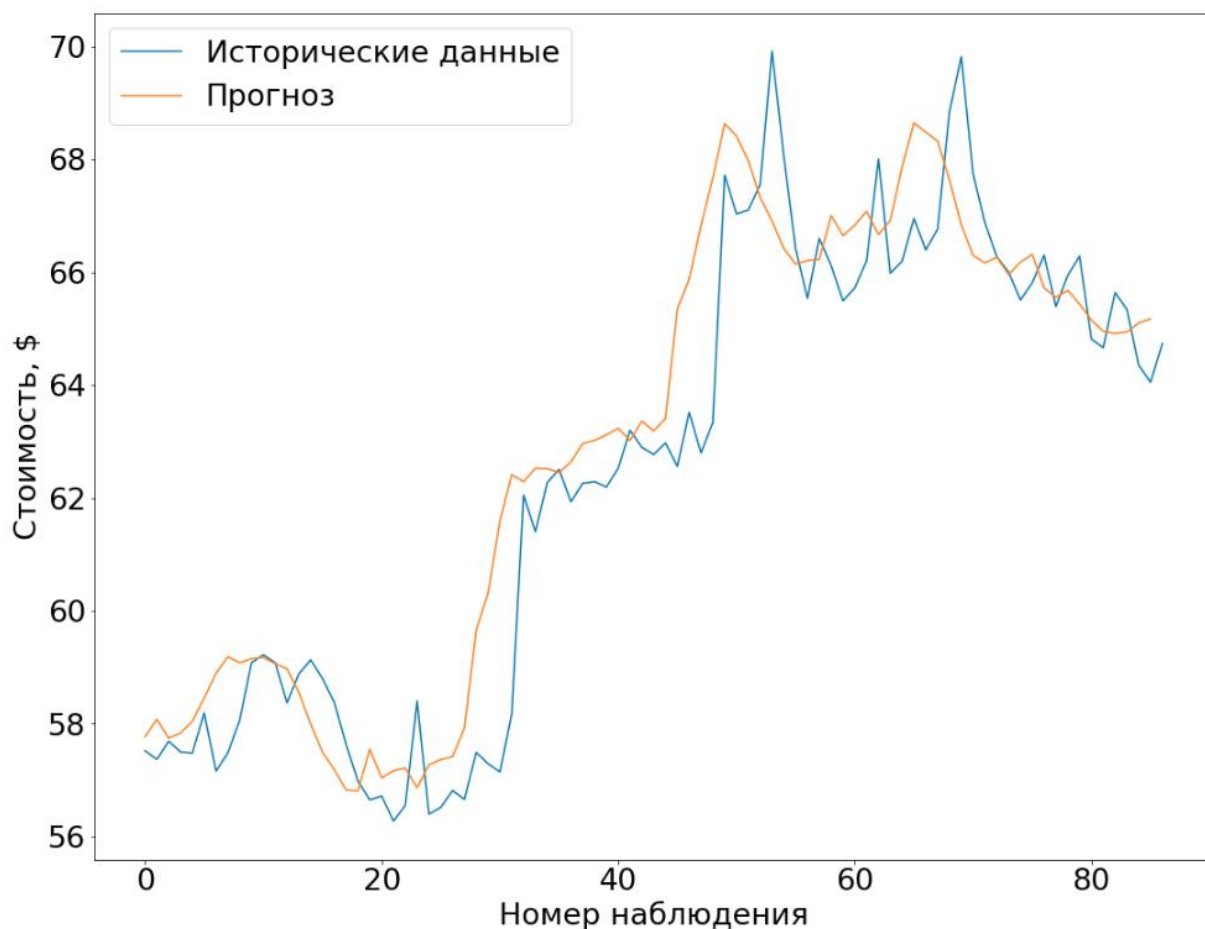


Рисунок 3.23 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-100-1

Количество эпох обучения: 100

Тип оптимизации: Adagrad.

Функция вычисления ошибки: Mean Absolute Error.

Train Score: 1.12 RMSE.

На рисунке 3.24 представлен результат использования оптимизатора Adamax. Значение среднеквадратической ошибки 1.33, что превышает результат использования оптимизатора Adam.



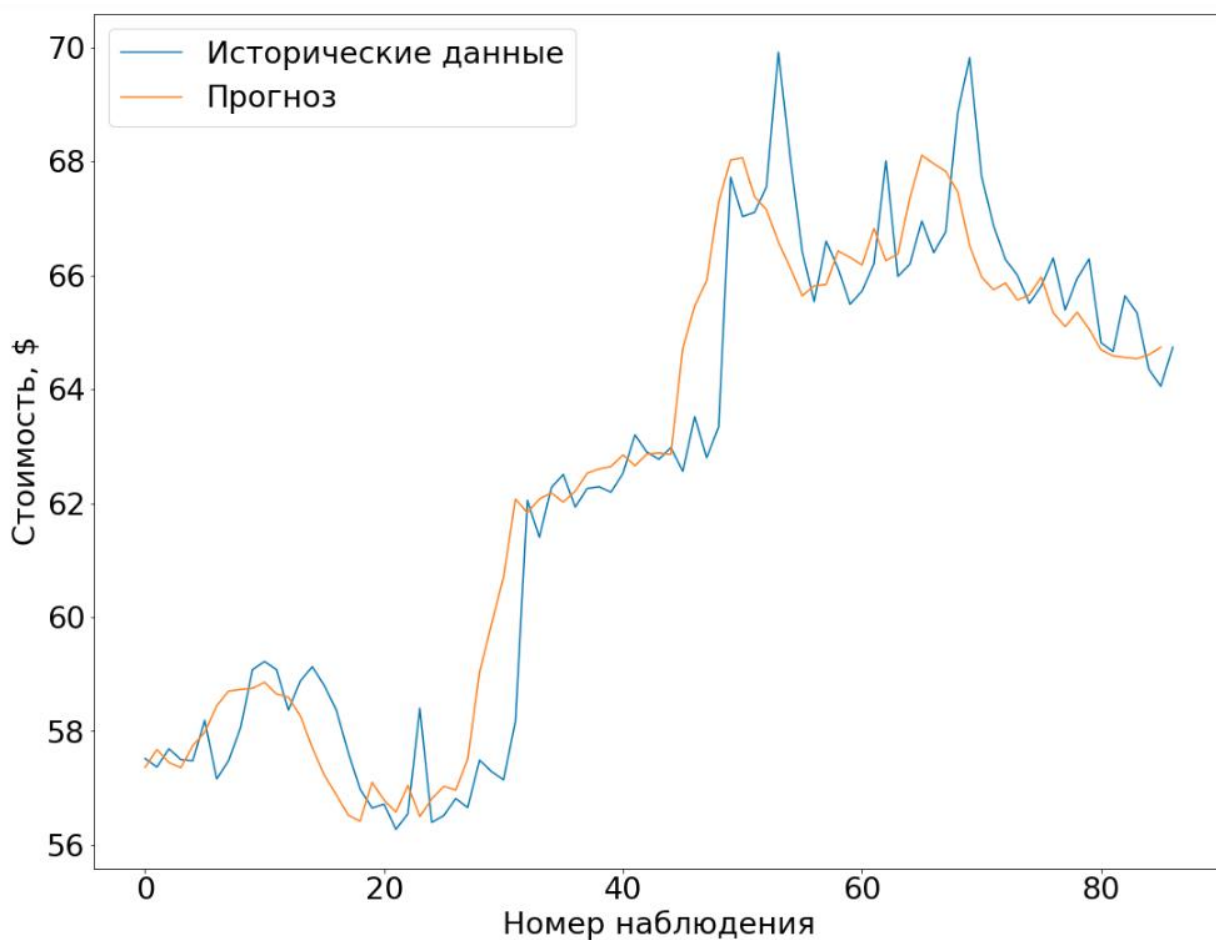


Рисунок 3.24 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-100-1

Количество эпох обучения: 100

Тип оптимизации: Adamax.

Функция вычисления ошибки: Mean Absolute Error.

Train Score: 1.33 RMSE.

На рисунке 3.25 представлен результат использования оптимизатора Nadam. Значение среднеквадратической ошибки 2.75, что значительно превышает результат использования оптимизатора Adam.

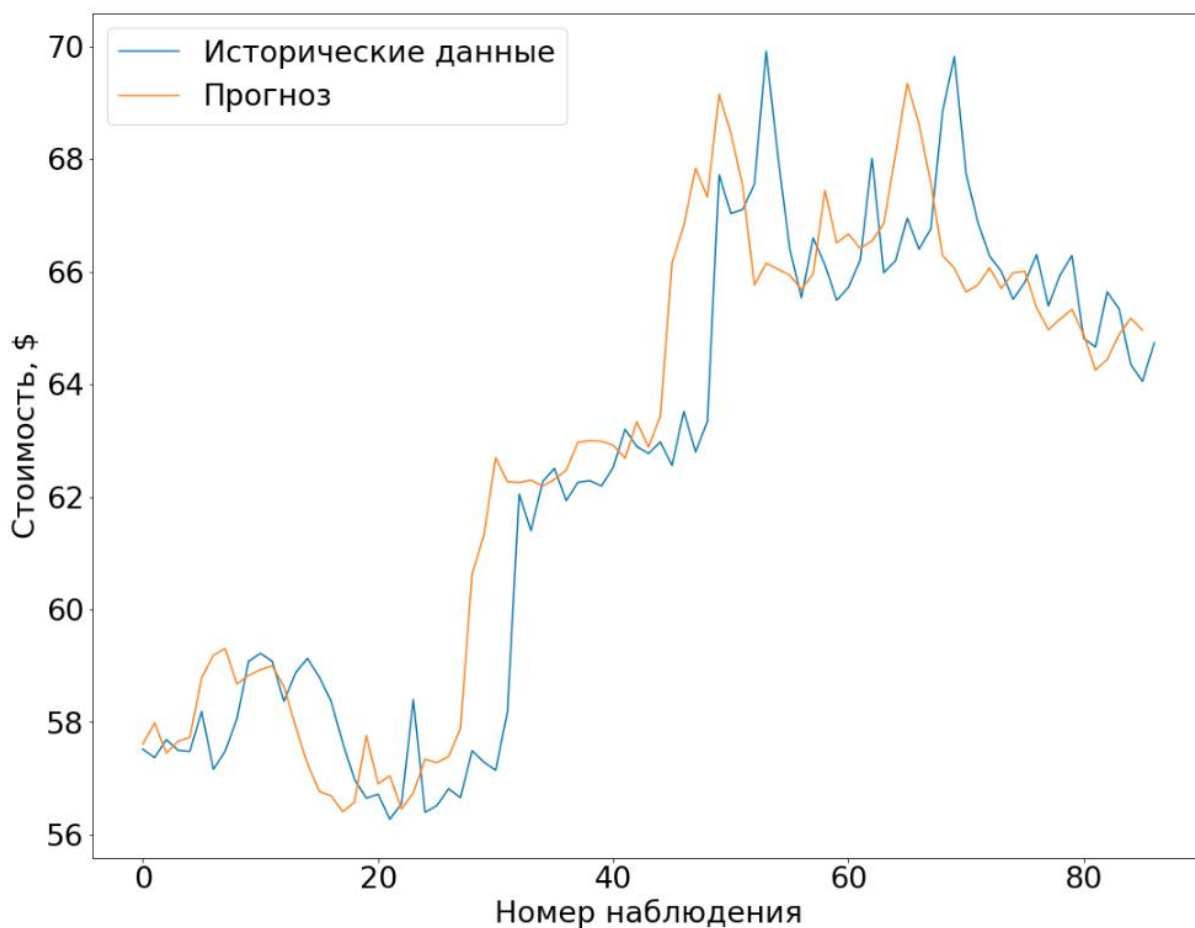


Рисунок 3.25 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-100-1

Количество эпох обучения: 100

Тип оптимизации: Nadam.

Функция вычисления ошибки: Mean Absolute Error.

Train Score: 2.75 RMSE.

Из полученных результатов можно сделать вывод, что для поставленной задачи, оптимально использовать оптимизатор Adam.

Далее необходимо выбрать функцию вычисления ошибки модели. В предыдущих тестах использовалась функция Mean Squared Error. Наилучшим результатом является значение среднеквадратической ошибки 1.10.

На рисунке 3.26 представлен результат использования функции вычисления ошибки Mean Absolute Error. Значение среднеквадратической

ошибки 1.29, что превышает результат использования функции Mean Squared Error (MSE).

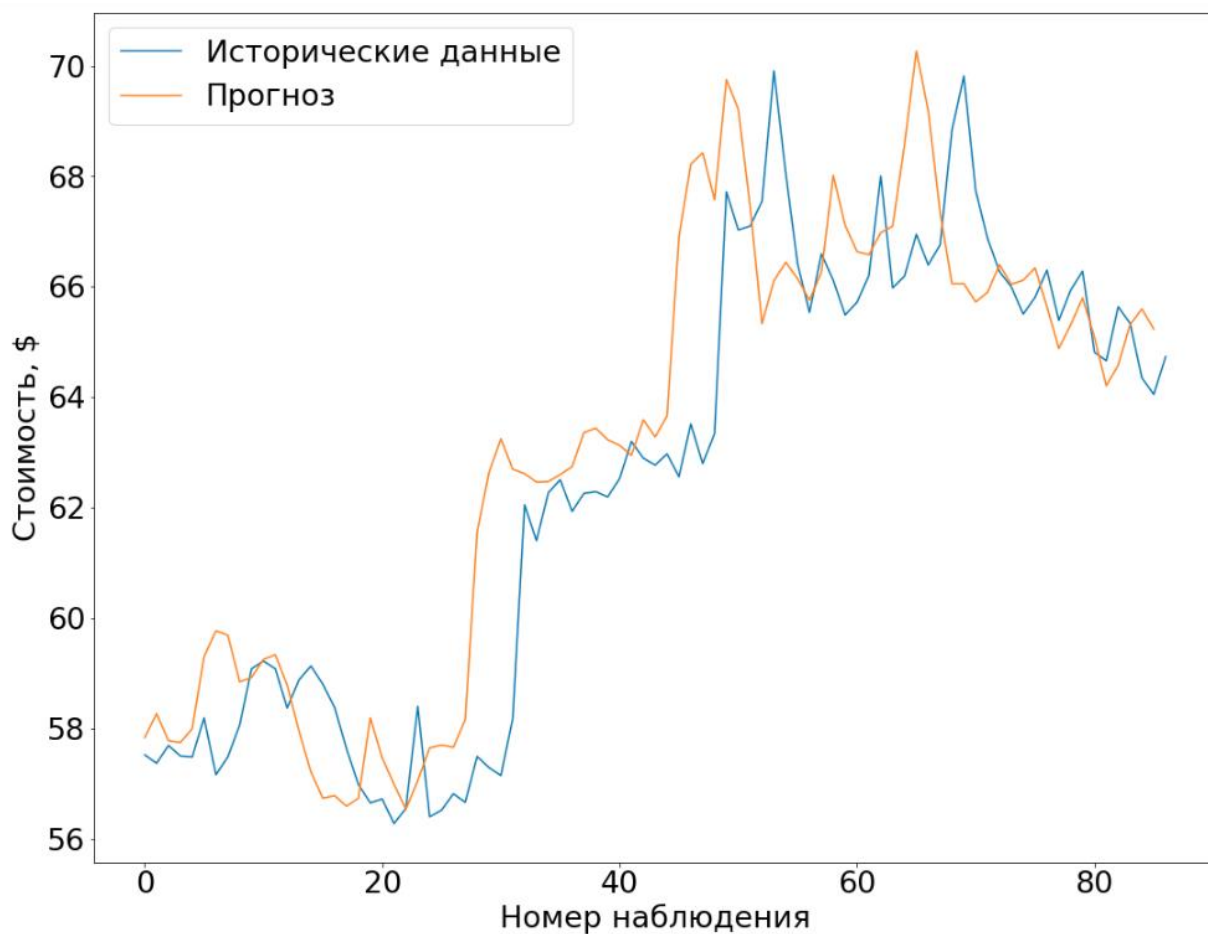


Рисунок 3.26 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-100-1

Количество эпох обучения: 100.

Тип оптимизации: Adam.

Функция вычисления ошибки: Mean Absolute Error.

Train Score: 1.29 RMSE.

На рисунке 3.27 представлен результат использования функции вычисления ошибки Mean Absolute Percentage Error. Значение среднеквадратической ошибки 1.24, что превышает результат использования функции MSE.

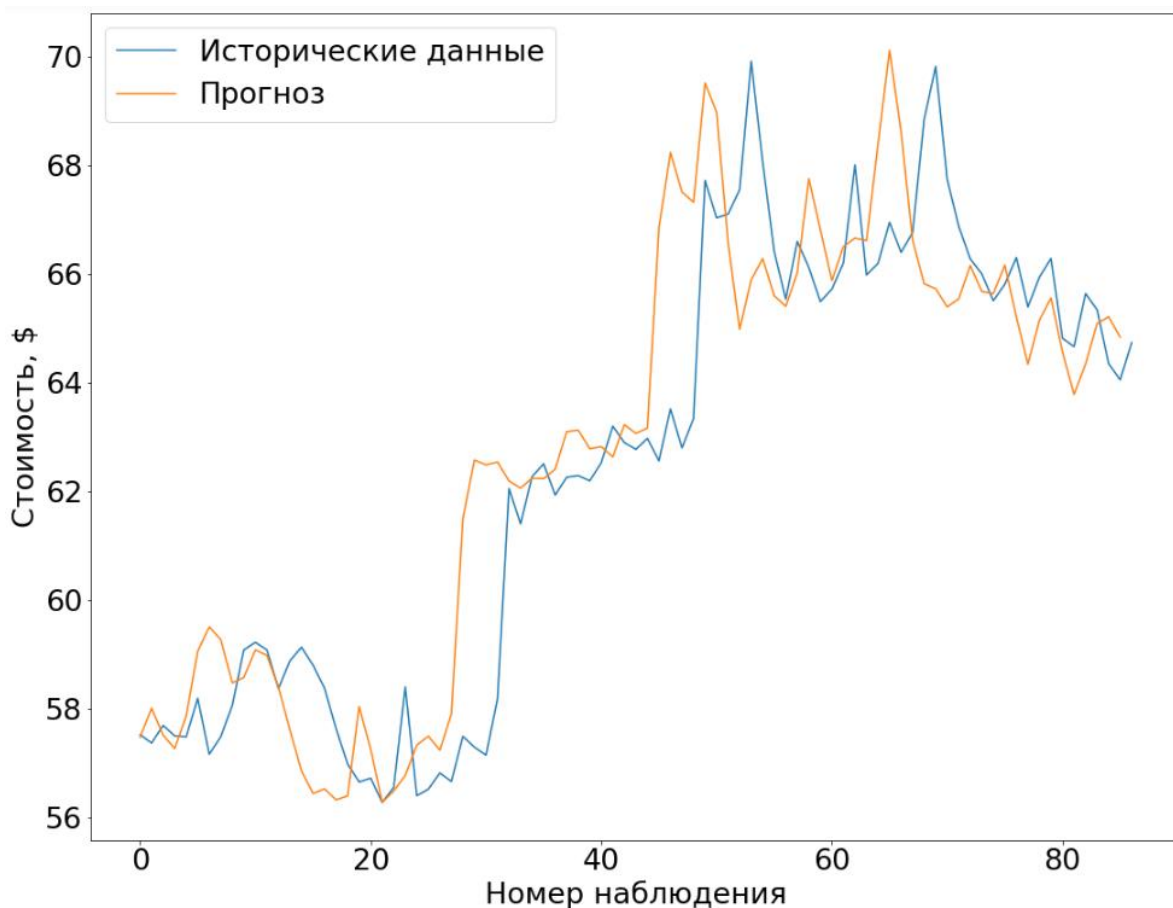


Рисунок 3.27 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-100-1

Количество эпох обучения: 100.

Тип оптимизации: Adam.

Функция вычисления ошибки: Mean Absolute Percentage Error.

Train Score: 1.24 RMSE.

На рисунке 3.28 представлен результат использования функции вычисления ошибки Mean Squared Logarithmic Error. Значение среднеквадратической ошибки 1.29, что превышает результат использования функции MSE.

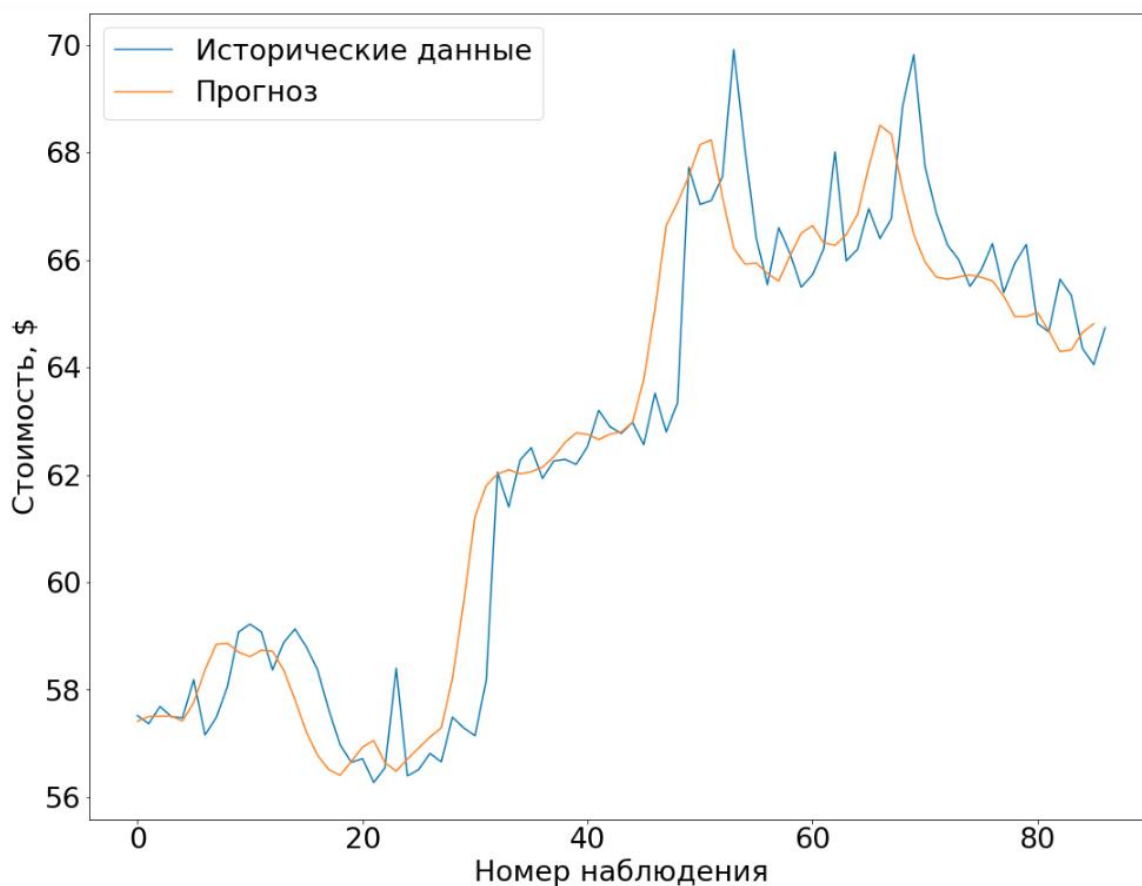


Рисунок 3.28 – Результаты прогнозирования валютной пары USD/RUB

Архитектура сети: 4-100-100-1

Количество эпох обучения: 100.

Тип оптимизации: Adam.

Функция вычисления ошибки: Mean Squared Logarithmic Error.

Train Score: 1.29 RMSE.

Из полученных результатов можно сделать вывод, что для решения поставленной задачи оптимальным является использование архитектуры нейронной сети 4-100-100-1, количество эпох обучения 100, тип оптимизации – Adam, функция вычисления ошибки – Mean Squared Error.

### 3.5 Результаты работы и эффективность прогнозирования трендов различных финансовых инструментов

#### 3.5.1 Методы анализа эффективности прогнозирования

Важной отличительной особенностью системы является её способность быстро адаптироваться под изменяющиеся условия рынка. Кроме этого подсистема прогнозирования уровней стоимостных показателей обеспечивает более продолжительное предсказание с минимизированной погрешностью. Необходимо разработать критерии оценки качества прогноза и показателей ошибки. Оценка качества прогноза [121, с.103] позволяет принимать решения, учитывающие риск возможной ошибки. Критерий оценки точности предсказания должен учитывать, как разброс прогноза относительно истинных значений, так и в направлении тренда временного ряда. Критерии характеризуют не только точность, но и надежность прогнозирования. Используются следующие критерии [121, с.103]:

1. Абсолютная процентная ошибка – *APE* (Absolute Percentage Error):

$$APE_k = \left| \frac{x_k - s_k}{x_k} \right| \cdot 100\% , \quad (3.3)$$

где  $x_k$  - реальные значения данных,  $s_k$  - прогнозируемые.

2. Среднее значение ошибки *APE* обозначается *MAPE* (Mean APE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{x_k - s_k}{x_k} \right| \cdot 100\% . \quad (3.4)$$

Оценка погрешностей прогнозирования на основе *MAPE* является достаточно точной количественной оценкой.

Прогнозирующую модель можно считать достоверной, если погрешность прогноза *MAPE* составляет не более 10%. При этом, абсолютные отклонения прогнозируемых отсчетов относительно исходного ряда в виде  $\Delta = x_k - s_k$ , носят случайный характер, плотность распределения вероятности подчиняется нормальному закону.

3. В статистике среднеквадратическая ошибка (Mean Squared Error – MSE) измеряет среднее квадратов ошибок, т.е. среднюю квадратную разницу между прогнозируемыми значениями и исходными. MSE – это функция риска, соответствующая ожидаемому значению квадрата потери ошибки. Значение среднеквадратической ошибки всегда положительное.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

где  $n$  – номер отсчета наблюдения;

$(Y_i - \hat{Y}_i)$  – разница предсказанного и истинного значений.

4. Математическое ожидание, средний квадрат и дисперсия ошибки определяются выражениями

$$\bar{\Delta}_k = \frac{1}{n} \sum_k^{k+n} \Delta_k, \quad \overline{\Delta_k^2} = \frac{1}{n} \sum_k^{k+n} \Delta_k^2, \quad \sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_k^{k+n} (\Delta_k - \bar{\Delta}_k)^2, \quad (3.5)$$

при  $\bar{\Delta}_k = 0, \sigma^2 = \overline{\Delta_k^2}$ .

Для определения параметров разработанной автоматизированной системы прогнозирования по вышеописанным критериям, рассмотрим зависимость погрешности прогнозирования от времени обучения нейронной сети (см. рисунок 3.29) [121, с.104].

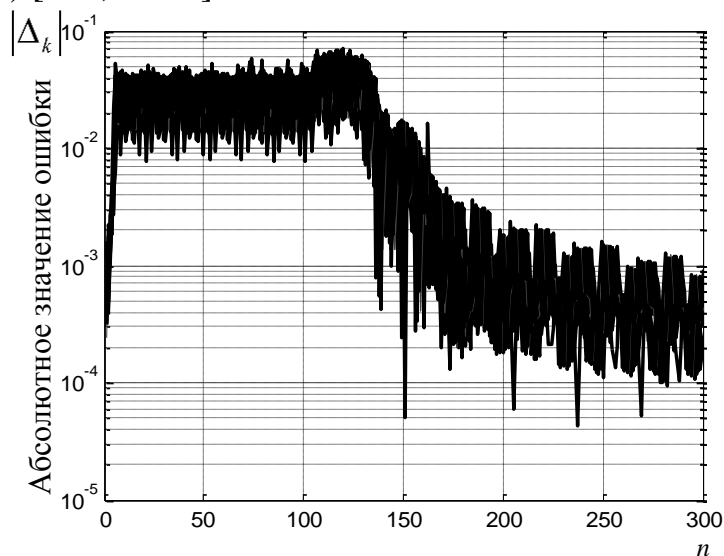


Рисунок 3.29 – Зависимость ошибки прогнозирования от числа итераций (от времени обучения) нейронной сети

Из графика на рисунке 3.29 видно, что время обучения трёхслойной нейронной сети составляет  $t_{\text{общ}} = 150 \div 200$  периодов выборок, при этом достигается абсолютное значение ошибки  $\Delta \approx 7 \times 10^{-4} \div 5 \times 10^{-2}$ .

Исследования результатов прогнозирования и определение погрешности прогнозирования нейронной сетью приведены на рисунке 3.30.

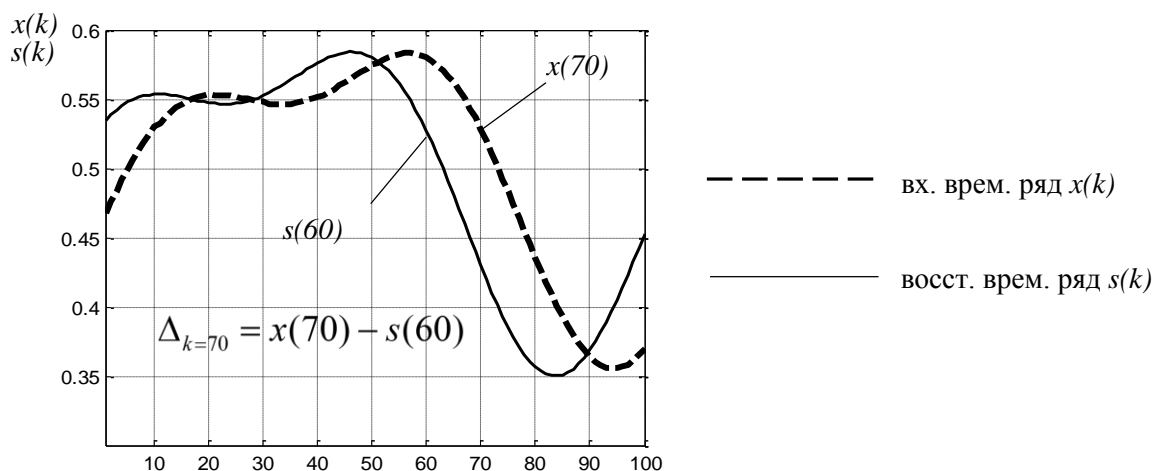


Рисунок 3.30 – Результаты прогнозирования нейронной сети

На рисунке 3.30 проиллюстрировано вычисление погрешности прогнозирования нейронной сетью за 10 отсчетов относительно входного временного ряда. Исследования модели обучения нейронной сети и вычисление погрешностей производились в среде Matlab.

Рассмотрим погрешность прогнозирования на  $k$  отсчете  $x_k$  и, соответственно, на отсчете прогнозирования  $s_{k-10}$  в виде

$$\Delta_k = x_k - s_{k-10}.$$

Результаты качества прогнозирования с увеличивающимся горизонтом предсказания до 10 отсчетов на исследуемых процессах (разных активах) приведены на рисунке 3.31.



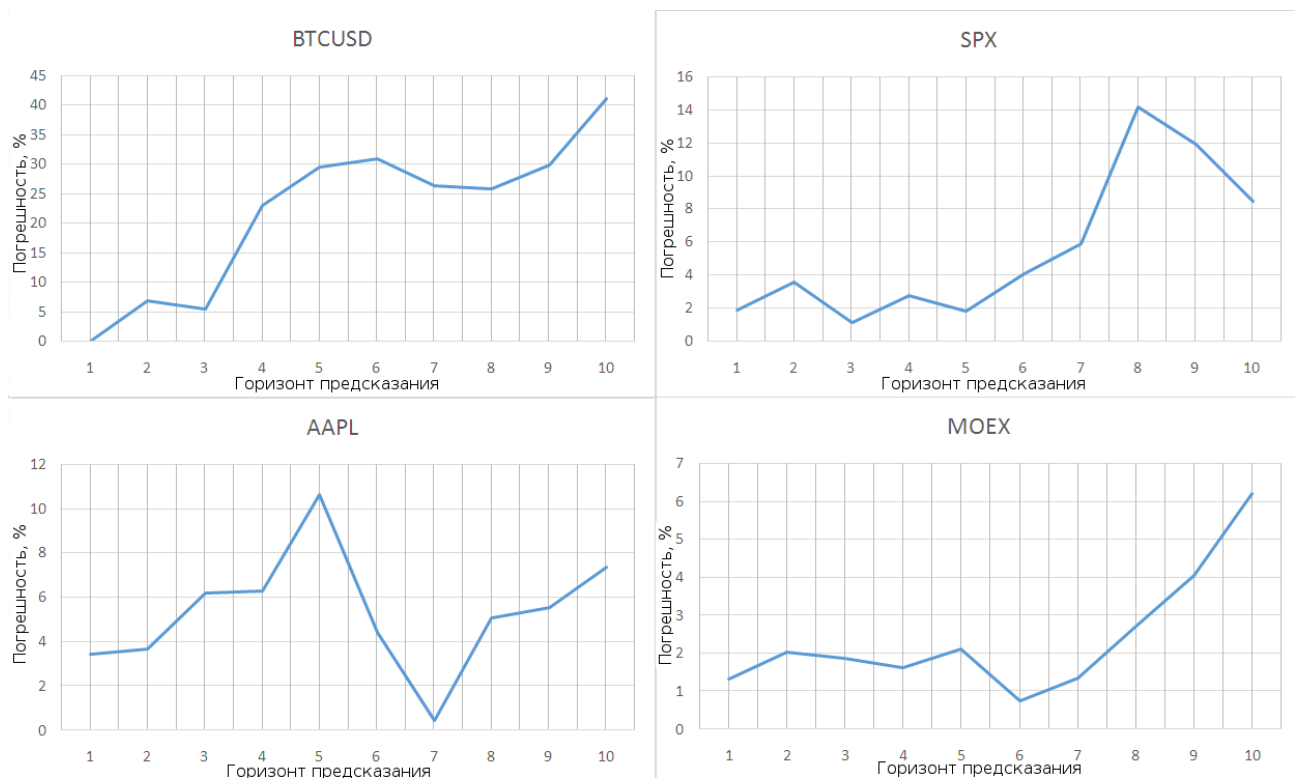


Рисунок 3.31 – Зависимость величины погрешности от горизонта предсказаний

Математическое ожидание на интервале из  $n$  отсчетов, определяется выражением (4.2), в исследуемом случае  $\overline{\Delta_k} \approx 0$

Средняя абсолютная ошибка определяется выражением [121, с. 125]

$$|\overline{\Delta}| = \frac{1}{n} \sum_k^{k+n} |\Delta_k|. \quad (3.6)$$

Можно отметить, что полученная последовательность ошибок  $\Delta_k$  является нормальным случайным процессом и подчиняется нормальному закону распределения [121, с.105].

Тогда вероятность нахождения ошибок  $\Delta_k$  в пределах  $-\overline{|\Delta_k|} \leq \Delta_k \leq \overline{|\Delta_k|}$  вычисляется выражением

$$P(\overline{|\Delta|}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\overline{|\Delta|}}^{\overline{|\Delta|}} \exp\left\{-\frac{\Delta_k^2}{2\sigma^2}\right\} d\Delta. \quad (3.7)$$

При  $\sigma = 0,062$ ,  $\overline{|\Delta_k|} = 0,053$ , получаем вероятность  $P(\overline{|\Delta|}) = 0,582$ .

В табл. 6 приведены оценки погрешностей прогнозирований стоимостных показателей, определенные с доверительной вероятностью  $\gamma = 0,9$  в доверительном интервале [2, с.28], покрывающим параметр MAPE в виде

$$(|\bar{\delta}| - \delta_{ou}) < |\bar{\delta}| < (|\bar{\delta}| + \delta_{ou}). \quad (3.8)$$

Таблица 6 Оценка погрешностей прогнозирования показателей

Тип погрешности	Разработанная система	
	10 отсчетов	20 отсчета
	Погрешность прогнозируемых данных	Погрешность прогнозируемых данных
<i>MAPE</i>	5,3%	8,1%
<i>MSE</i>	0,062	0,094

Таким образом, решены вопросы достаточно высокой динамики адаптации архитектуры обработки данных при динамично изменяющихся параметрах. Осуществляется прогнозирование с достаточно высокой точностью, погрешность прогнозирования данных составила 5,3% MAPE и 0,062 MSE для 10 отсчетов и 8,1 MAPE и 0,094 MSE для 20 отсчетов. Возможно увеличения горизонта предсказания с помощью скользящего окна.

### 3.5.2 Результаты анализа эффективности прогнозирования ИНС

После реализации модели искусственной нейронной сети, можно использовать ее для прогнозирования временных рядов стоимостных показателей финансовых активов. На рисунке 3.32 представлены результаты прогнозирования временного ряда финансовых показателей индекса S&P 500.

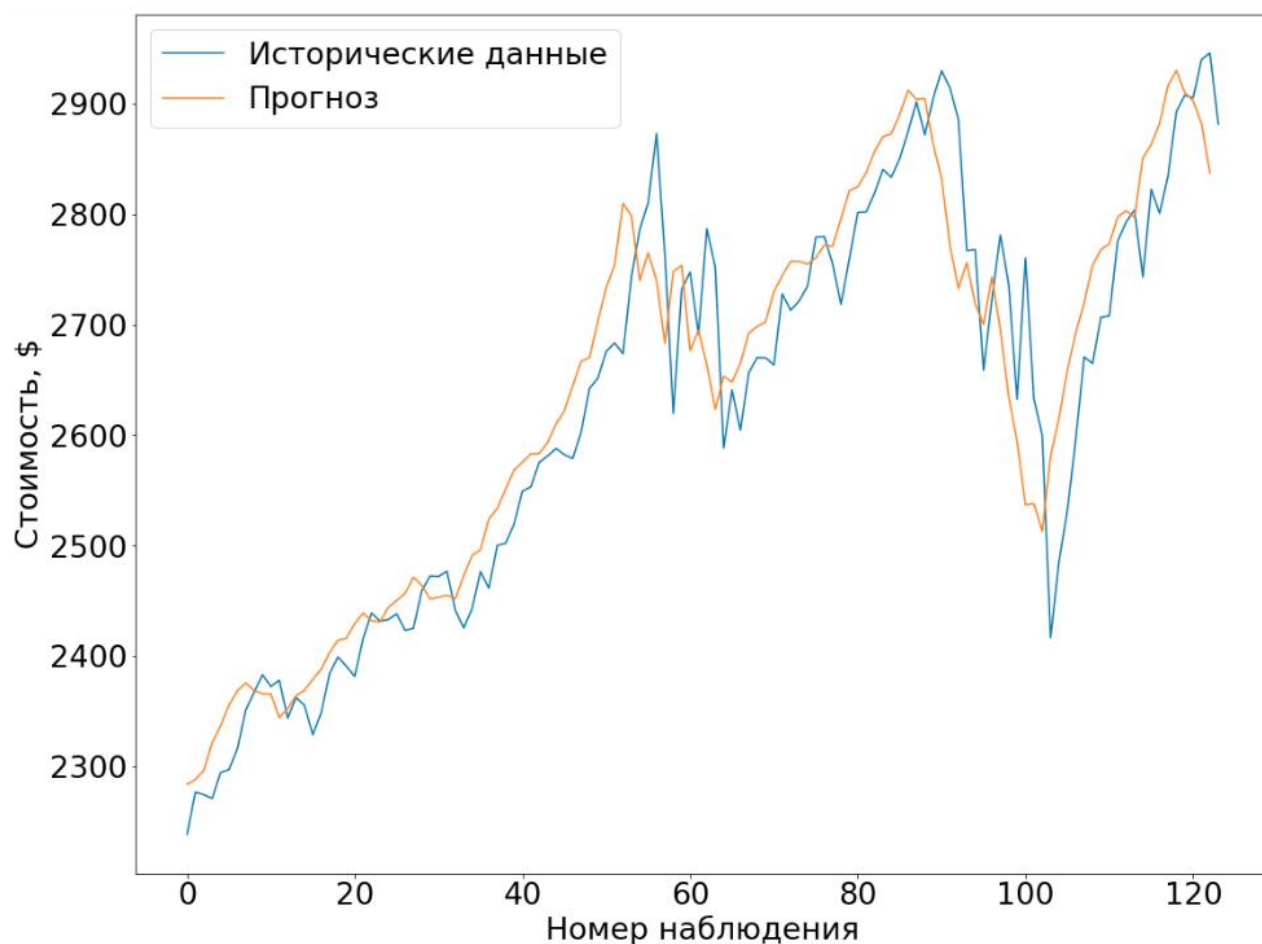


Рисунок 3.32 – Результаты прогнозирования индекса S&P 500

Для обучения искусственной нейронной сети использовались стоимостные значения с начала 2014 года до конца 2016 года с временным интервалом 1 неделя. После обучения, для тестирования модели прогнозирования использовались исторические данные с начала 2017 года по май 2019 года с таким же временным интервалом. Для вычисления погрешности прогноза используется средняя абсолютная величина ошибки в процентах. После нескольких тестов погрешность прогноза составила от 8 до 13%. Минимальная погрешность прогноза при тестировании составляет 8%, максимальная – 13%. Средняя абсолютная величина ошибки: 11%.

На рисунке 3.33 представлены результаты прогнозирования временного ряда стоимости акций компании Apple.

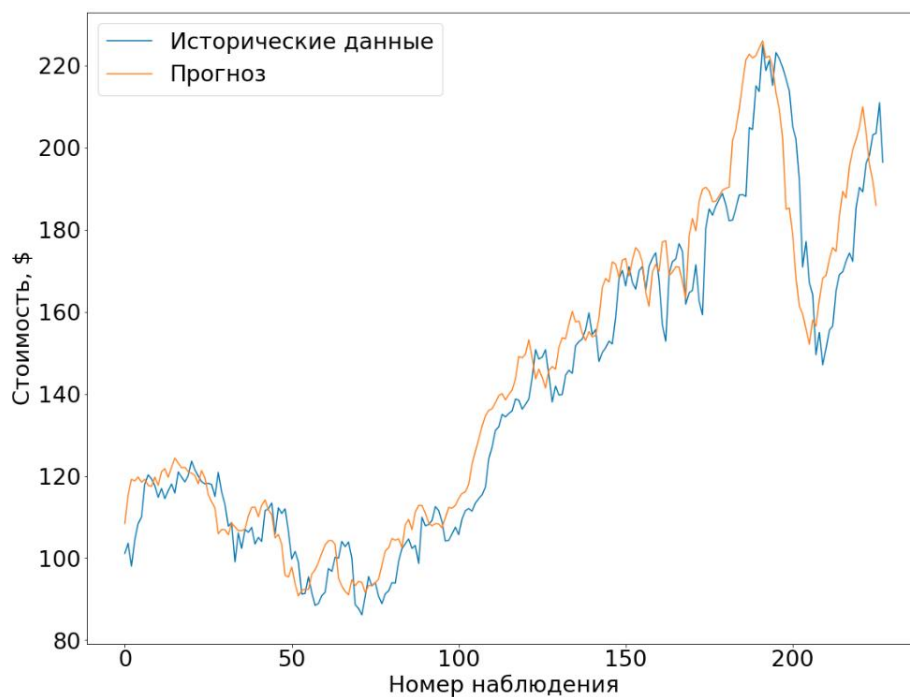


Рисунок 3.33 – Результаты прогнозирования стоимости акций компании Apple

Были использованы стоимостные показатели начиная с июня 2012 года по май 2019 года с недельным временным интервалом. Минимальная ошибка прогноза при тестировании составляет 28%, максимальная – 33%. Средняя абсолютная величина ошибки: 30%.

На рисунке 3.34 представлены результаты прогнозирования стоимости акций компании Alphabet

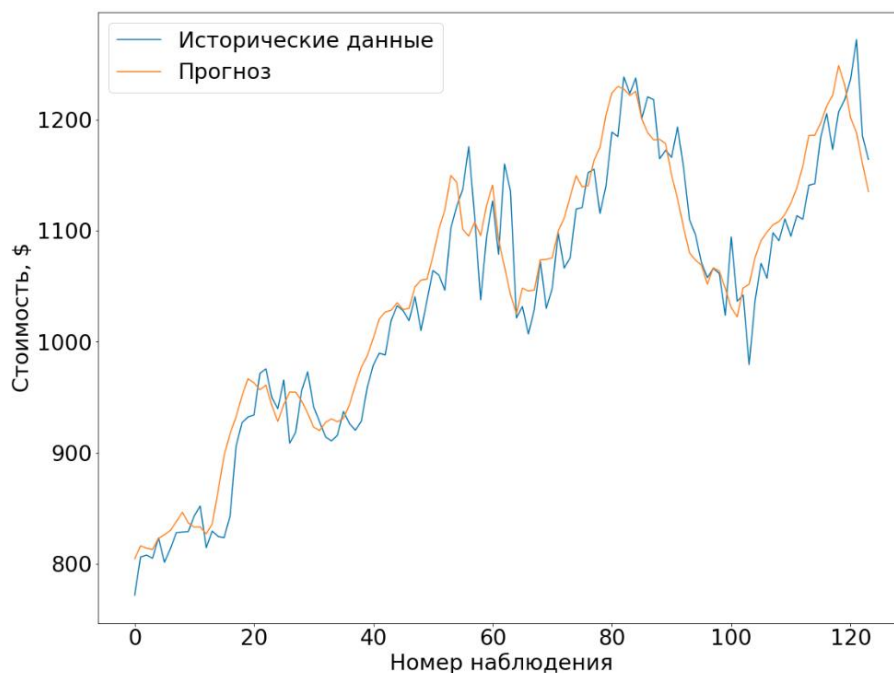


Рисунок 3.34 – Результаты прогнозирования стоимости акций Alphabet

Для оценки качества разработанной нейронной сети на временном ряду финансовых показателей акций компании Alphabet использовались данные с 2014 по 2018 год, которые также были разделены на обучающую и тестовую выборки. Минимальная погрешность прогноза при тестировании составляет 13%, максимальная – 18%. Средняя абсолютная величина ошибки: 15%.

На рисунке 3.35 представлены результаты прогнозирования стоимости акций компании Tesla.

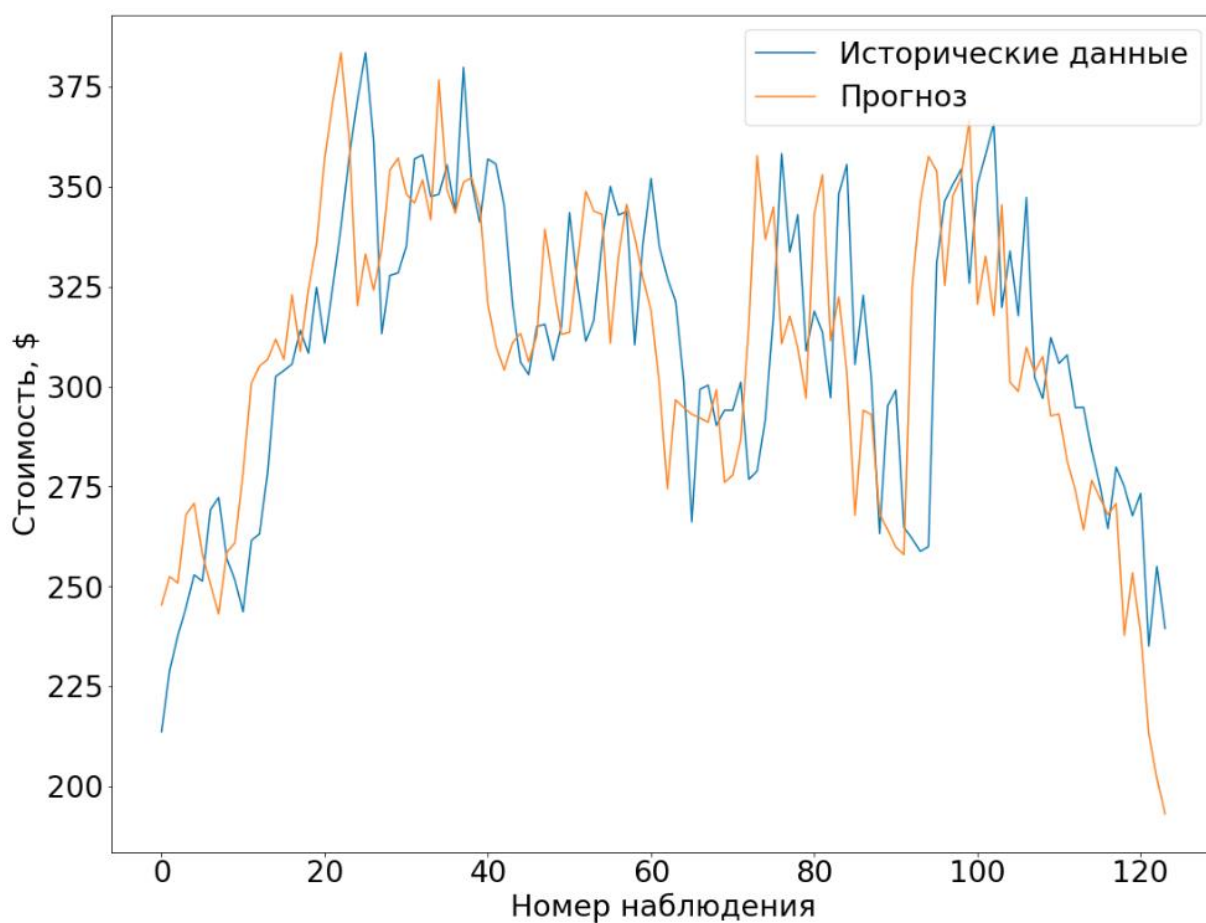


Рисунок 3.35 – Результаты прогнозирования стоимости акций компании Tesla

При применении разработанной искусственной нейронной сети для прогнозирования временного ряда стоимости акций компании Tesla минимальная погрешность прогноза при тестировании изменяется от 15 до 19%. Средняя абсолютная величина ошибки: 17%. Для обучения сети использовались данные с 2014 по 2016 года, тестирование проводилось на значениях от начала 2017 года по май 2019 года.

Результаты прогнозирования индекса Московской биржи (MOEX) представлены на рисунке 3.36.

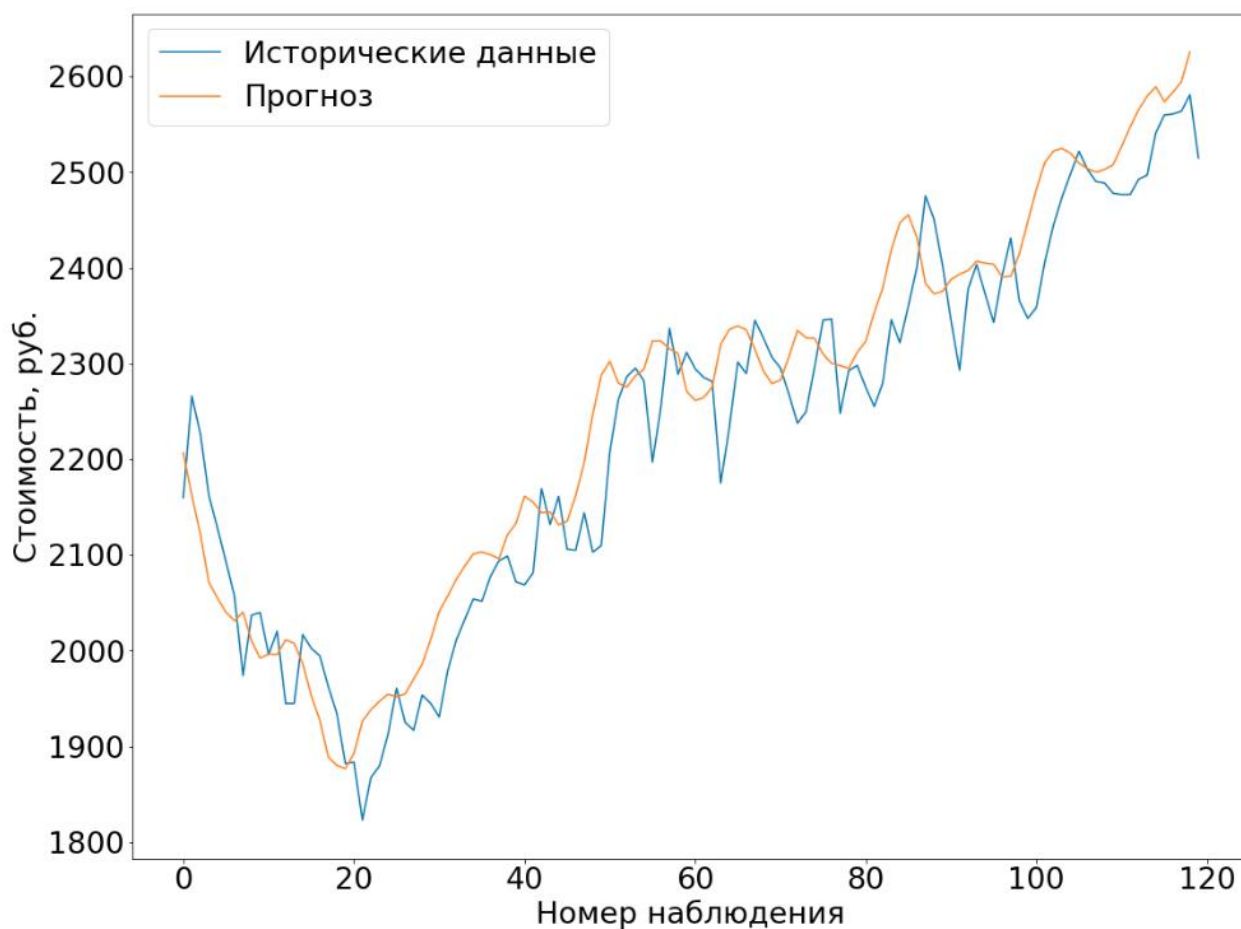


Рисунок 3.36 – Результаты прогнозирования индекса Московской биржи MOEX

Для тестирования модели прогнозирования на временном ряду индекса Московской биржи были выбраны значения с начала 2013 по июнь 2019 год. Минимальная погрешность прогноза при тестировании составляет 9%, максимальная – 14%. Средняя абсолютная величина ошибки: 12%.

Для подтверждения возможности применения разработанной искусственной нейронной сети в качестве инструмента прогнозирования временных рядов цифровых активов, в том числе криптовалют, было проведено тестирование на временном ряду стоимостных показателей валютной пары Bitcoin/доллар США. Результаты представлены на рисунке 3.37.

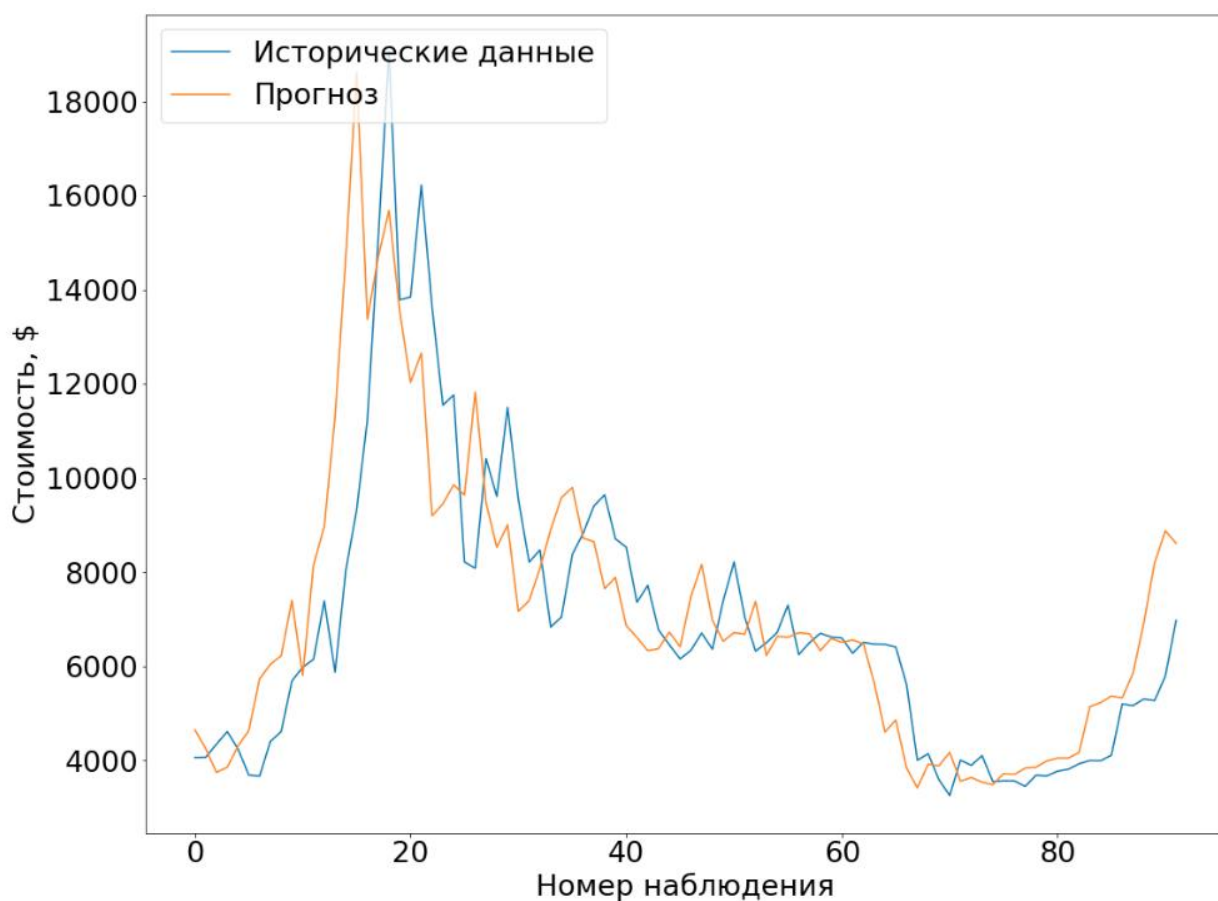


Рисунок 3.37 – Результаты прогнозирования курса валютной пары BTC/USD

Использовались данные с мая 2015 года по июнь 2019 года. Минимальная погрешность прогноза при тестировании составляет 19%, максимальная – 26%. Средняя абсолютная величина ошибки: 23%.

Таким образом, погрешность результатов разработанной нейросетевой модели прогнозирования временных рядов финансовых активов составляет от 8 до 33 процентов в рамках выбранных торговых инструментов для тестирования.

### 3.6 Выводы

В третьей главе были определены подходы к оценке и обоснованию разработанных алгоритмов прогнозирования и согласно с этим разработан алгоритм комбинированного многоступенчатого прогнозирования.

В соответствии с методологией проектирования систем управления цифровыми финансовыми активами для принятия решений по покупке и продаже активов с применением торгового робота, для автоматизированного мониторинга временных рядов стоимостных показателей с учетом обоснования и оценки разработанных алгоритмов прогнозирования разработан алгоритм комбинированного многоступенчатого прогнозирования. Разработанный алгоритм является частью адаптивной программной системы финансового мониторинга, прогнозирования и управления портфелем ЦФА.

Согласно проведенным исследованиям была создана искусственная нейронная сеть на базе многослойного персептрона прямого распространения [270] со структурой 4-100-100-1. В результате обучения методом АОРО, типа оптимизации обучения Adam [209] и расчета величины погрешности с помощью среднеквадратической погрешности (mean squared error – MSE) [240], удалось добиться следующий показателей по эффективности. Точность прогнозирования на разных исследуемых процессах, являющимися фактическими данными на рынке инвестиционных услуг разного класса составили в среднем 18%, при максимальной величине 33% и минимальной величине 8%.

Алгоритм прогнозирования, реализованный на базе ИНС совместно с предварительной вейвлет-обработкой позволяет повысить точность прогнозирования стоимостных показателей до 77-86% и расширить горизонт предсказания на 20-30% по сравнению с известными системами и методами. Помимо прогнозирования тренда временных рядов стоимостных показателей, становится возможным прогнозирование экономико-технических фигур и паттернов.



Полученные результаты позволяют применять их для управления инвестициям и согласно методологии, носят рекомендательный экспертный индикативный характер, так как диапазон результатов может иметь широкий коридор вариационных значений. Поэтому принятие даже небольшого ряда управляющих инвестиционных решений на основе искусственной нейронной сети имеет статистически высокую вероятность временных и стоимостных потерь на смене тренда, что может привести к низкой эффективности торговых сделок и временным издержкам.

Для исключения вышеуказанных не эффективных принятий решений и потерь в качестве основы управляющей системы необходимо разработать автоматического торгового робота с отсутствием или предельно низкой чувствительностью к направленности рынка, а также имеющего возможность получать рекомендательные инструкции от искусственной нейронной сети при выполнении торговых операций.

#### **4 Метод управления цифровыми финансовыми активами, базирующийся на осуществлении торговых операций в соответствии с рыночными трендами**

Большое внимание в работе уделено исследованиям торговых стратегий, используемых и реализуемых в алгоритмах робота, так как это оказывает непосредственное влияние на эффективность автоматизированного управления цифровыми финансовыми активами или криптоактивами [126].

Предложенная стратегия управления ЦФА реализуется двумя подходами: первый – с помощью прогнозирования и анализа ИИ на базе искусственной нейронной сети (глава 3).

Второй подход предусматривает беспрогнозное принятие решения. Реализация такого подхода эффективна в том случае, если созданная система не чувствительная к полярности движения рынка хотя бы в стартовом околонулевом моменте инициализации. Фундаментальный недостаток такого подхода заключается в том, что эффективность неизменно сокращается при долгосрочном однополярном движении рынка. В таком случае если полярность тренда отрицательная, то при дальнейшем обесценивании актива система будет вынуждена простаивать до тех пор, пока тренд не сменит полярность и не достигнет уровней основных сделок цикла. При достаточной ликвидности актива, этот риск при оптимизированных параметрах можно свести к минимуму. В противном случае, если тренд положительной полярности и возникли многократные интенсивные импульсы вверх, на которых выполнялась полная распродажа, существует риск остановки системы и невозможности открытия нового цикла, вызванного вероятностью закрепления рынка выше уровней основных сделок текущего цикла. Последнее несет более высокий риск, но его также возможно частично нивелировать калибровкой параметров торгового робота. Стоит заметить, что при полном обесценивании актива на спотовом рынке ни одна даже бесконечно эффективная стратегия не сможет сохранить

инвестиции, поэтому требуется тщательным образом предварительно анализировать потенциальный инструмент, включая фундаментальные и технические аспекты. Сюда можно отнести как текущий уровень внедрения и развитие проекта, так и объем торгов, волатильность, динамику движения стоимости, onchain-метрики, а также другие параметры, прямо или косвенно указывающие на перспективу исследуемого инвестиционного актива.

Торговый робот обеспечивает автоматическое управление депозитом, имеет различные конфигурации, параметры и модификации. Особенности настройки параметров, специфика технической реализации, а также сложности при создании и перспективы развития описаны в текущей и пятой главах.

#### **4.1 Методы прогнозирования временных рядов**

Существует ряд распространенных моделей прогнозирования, основанных на методах сглаживания. К ним можно отнести методы прогнозирования, основанные на алгоритмах расчета средних значений, методы прогнозирования, основанные на алгоритмах скользящего среднего и на алгоритмах с экспоненциальным усреднением значений временного ряда.

Скользящие средние отображают среднюю цену финансового инструмента за определенный период времени. Однако существует несколько различных типов скользящих средних. Обычно они различаются тем, как взвешиваются или приобретают значение различные точки данных [28]. Взвешенное скользящее среднее (Weighted Moving Average – WMA) [246] похоже на простое скользящее среднее (Simple Moving Average – SMA), за исключением того, что WMA добавляет значимость более свежим точкам данных. Каждой точке в пределах периода присваивается множительный коэффициент (наибольший множительный коэффициент для самой новой точки данных, а затем уменьшается в порядке убывания), который изменяет вес или значение этой конкретной точки данных. Затем, как и в случае с SMA, при добавлении в начало новой точки данных, выбрасывается самая старая точка данных.

Средневзвешенное значение – это тип среднего значения, при котором каждое наблюдение в наборе данных умножается на заранее определенный вес перед вычислением. При расчете простого среднего (арифметического среднего) все наблюдения рассматриваются одинаково и им присваивается равный вес. Взвешенное среднее задает веса, которые определяют относительную важность каждой точки данных. Весовые коэффициенты эквивалентны тому, что в усредненном значении задействовано такое количество подобных предметов, имеющих одинаковую стоимость.

Средневзвешенное значение рассчитывается путем умножения данной цены на соответствующее взвешивание и суммирования значений. Формула для WMA выглядит следующим образом [246]:

$$WMA = \frac{P_1 * t + P_2 * (t - 1) + \dots + P_n}{\frac{t * (t + 1)}{2}}$$

где  $P$  – значение стоимости актива;

$t$  – временной интервал.

Достаточно распространенной моделью прогнозирования является модель, основанная на алгоритме «скользящее среднее», в соответствии с алгоритмом [121, с.23]:

$$S(k + 1) = \frac{1}{N + 1} \sum_{n=0}^N x(k - n), \quad (4.1)$$

$$S(k + 1) = \frac{1}{N + 1} [x(k) + x(k - 1) + \dots + x(k - n) + \dots + x(k - N)].$$

На результаты прогнозирования по данному алгоритму будут влиять не только близкие предыдущие значения отсчетов временного ряда, но и (пропорционально весам на результаты прогнозирования будут вносить влияние) отдаленные предыдущие отсчеты, что существенно увеличивает погрешность прогнозирования. Поэтому получили распространение методы прогнозирования, которые выявляют основные тенденции и тренды во временных рядах с более высокой точностью прогнозирования. Одним из таких

методов является метод, основанный на экспоненциальном сглаживании, основанный на расчете экспоненциальных средних значений временного ряда. Данное сглаживание проводится в соответствии со следующей рекуррентной формулой: [121, с.23]

$$S_t = \alpha \cdot x_t + \beta \cdot S_{t-1}, \quad (4.2)$$

где  $S_t$  - экспоненциальная средняя временного ряда стоимостных показателей в момент времени  $t$ ;

$\alpha$  - коэффициент сглаживания, являющийся постоянной величиной, находящейся в пределах  $0 < \alpha < 1$ ;

$$\beta = 1 - \alpha.$$

Выражение (4.2) может принять вид, в котором экспоненциальная средняя в текущий момент времени  $t$  зависит от своего значения в предыдущий момент [121, с.24].

$$S_t = \alpha \cdot x_t + (1 - \alpha) \cdot S_{t-1} = S_{t-1} + \alpha(x_t - S_{t-1}). \quad (4.3)$$

При последовательном применении рекуррентных выражений (4.2, 4.3), экспоненциальная средняя временного ряда выражается следующим образом [121, с.24]:

$$\begin{aligned} S_t &= \alpha \cdot x_t + \beta \cdot S_{t-1} = \alpha \cdot x_t + \alpha \cdot \beta \cdot x_{t-1} + \beta^2 \cdot S_{t-2} = \alpha \cdot x_t + \alpha \cdot \beta \cdot x_{t-1} \\ &+ \alpha \cdot \beta^2 \cdot x_{t-2} + \dots + \alpha \cdot \beta^i \cdot x_{t-i} + \dots + \beta^N \cdot S_0 = \\ &= \alpha \sum_{i=0}^{N-1} \beta^i \cdot x_{t-1} + \beta^N \cdot S_0, \end{aligned}$$

где  $N$  – число элементов (отсчетов) временного ряда,

$S_0$  - некоторая величина, характеризующая начальные условия для первого применения формулы (4.2) при  $t=1$ .

Так как  $\beta < 1$ , то при значительном  $N$ ,  $\beta^N \rightarrow 0$ , а сумма коэффициентов

$$\alpha \sum_{i=0}^{N-1} \beta^i \rightarrow 1. \text{ Тогда получаем [121, с.24]}$$

$$S_i = \alpha \sum_{i=0}^{N-1} \beta^i \cdot x_{t-i}. \quad (4.4)$$

По этой причине величину  $S_i$  можно назвать взвешенной суммой членов ряда длиной  $N$ . При этом веса экспоненциально уменьшаются в зависимости от давности временного отсчета относительно текущего значения.

К основному недостатку метода экспоненциального сглаживания можно отнести появление смещений в прогнозируемых данных, то есть имеет место систематическая ошибка прогноза. Особенно заметно данная проблема проявляется в том случае если во временном ряду заметны трендовые зависимости и особенно тренды с линейным ростом значений ряда. По этой причине были разработаны разновидности данного метода. Но во всех этих разновидностях имеет место гипотеза, что прогнозирование может проводиться согласно алгоритму [121, с.24]:

$$\hat{x}_t(t) = \hat{a}_{1,t} + \tau \cdot \hat{a}_{2,t},$$

где  $\hat{a}_{1,t}$ , и  $\hat{a}_{2,t}$  - текущие значения оценок коэффициентов адаптивного полинома имеющего первый порядок.

Эта гипотеза послужила основой для создания двухпараметрической модели прогнозирования значений временных рядов, предложенной Ч. Хольтом [223]. В данной модели оценка коэффициентов адаптивного полинома осуществляется согласно выражениям [121, с.25]:

$$\begin{aligned} \hat{a}_{1,t} &= \alpha_1 \cdot x_t + (1 - \alpha_1) \cdot (\hat{a}_{1,t-1} + \hat{a}_{2,t-1}), \\ \hat{a}_{2,t} &= \alpha_2 \cdot (\hat{a}_{1,t} + \hat{a}_{1,t-1}) + (1 - \alpha_2) \cdot \hat{a}_{2,t-1}, \end{aligned} \quad (4.5)$$

где  $\alpha_1, \alpha_2$  - коэффициенты экспоненциального сглаживания, параметры адаптации сглаживания ( $0 < \alpha_1, \alpha_2 < 1$ ).

В соответствии с подходом, предложенным Хольтом [223], уравнения (4.5) принимают вид [90, с.36]:

$$\hat{a}_{1,t} = \hat{a}_{1,t-1} + \hat{a}_{2,t-1} + \alpha_1 \cdot e_t, \quad (4.6)$$

$$\hat{a}_{2,t} = \hat{a}_{2,t-1} + \alpha_1 \cdot \alpha_2 \cdot e_t,$$

где  $e_t$  - ошибка прогнозируемых данных, вычисляемая как  $e_t = x_t - \hat{x}_1(t-1)$ .

Дополнением к двухпараметрической модели Хольта может служить модель прогнозирования линейного роста, предложенная Брауном [90, с.36]:

$$\hat{a}_{1,t} = \hat{a}_{1,t-1} + \hat{a}_{2,t-1} + (1 - \beta^2) \cdot e_t, \quad (4.7)$$

$$\hat{a}_{2,t} = \hat{a}_{2,t-1} + (1 - \beta)^2 e_t,$$

где  $\beta$  - коэффициент дисконтирования, определяющий сокращение влияния данных наблюдения на прогноз в единицу времени, при этом  $0 < \beta < 1$ .

Кроме вышеуказанных методов прогнозирования широкой популярностью пользуются также регрессионные и авторегрессионные алгоритмы. Основополагающими работами, в которых описано построение адаптивных моделей авторегрессии в задачах прогнозирования значений временных рядов стали труды Дж. Бокса, Г. Дженкинса [23].

К регрессионным моделям прогнозирования относятся такие, в которые прогнозируемое значение  $Y^{(S+1)}$  может быть описано следующим выражением:

$$Y^{(S+1)} = F(X_1, X_2, \dots, X_n) + \varepsilon, \quad (4.8)$$

где  $X_i$  - независимые переменные ( $i=1, 2, \dots, n$ ),  $\varepsilon$  - компонента возмущения или появившаяся при прогнозировании ошибка [90, с.161]. При этом все ошибки имеют нормальное распределение.

При прогнозировании значений временных рядов, основанном на методах линейной регрессии, выражение (4.8) принимает вид:

$$Y^{(S+1)} = v_0 + v_1 X_1 + v_2 X_2 + \dots + v_n X_n + \varepsilon, \quad (4.9)$$

где  $v_0, v_1, v_2, v_n$  - коэффициенты регрессионной функции, вычисляемые с помощью метода наименьших квадратов [89]. За счет оптимального подбора коэффициентов регрессионной функции, осуществляется настройка регрессионной модели.

Другой общепризнанной моделью прогнозирования стала модель смешанного процесса авторегрессии – скользящего среднего [23, с.70], программная реализация алгоритма которой интегрирована практически в любое специализированное приложение для статистического анализа и прогнозирования данных. Эта модель была предложена статистиками Боксом и Дженкинсом, и включает в себя как элементы процесса авторегрессии, так и процесса вычисления скользящего среднего стационарного временного ряда.

Модель смешанного процесса авторегрессии – скользящего среднего логически представляется следующим образом

$$AR(p) + MA(q) \rightarrow ARMA(p, q) \rightarrow ARMA(p, q)(P, Q), \quad (4.10)$$

где  $p$  - параметры авторегрессии временного ряда;

$q$  - параметры скользящего среднего ряда;

$r$  - порядок разности.

Авторегрессионный компонент  $AR(p)$  модели Бокса-Дженкинса может быть представлен в виде [23, с.70]:

$$z(t) = \phi_1 \cdot z(t-1) + \phi_2 \cdot z(t-2) + \dots + \phi_p \cdot z(t-p) + a(k), \quad (4.11)$$

где  $z(t)$  - значение зависимой переменной с привязкой к времени  $t$ ;

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  - параметры для оценки;

$a(k)$  - сторонняя по отношению к модели ошибка прогноза, полученная в ходе авторегрессии.

Основная цель модели прогнозирования смешанного процесса авторегрессии - скользящего среднего состоит в том, чтобы вычислить значения параметров  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ . Одним из вариантов для их нахождения является решение системы Юла-Уолкера, другим вариантом нахождения параметров осуществляется с использованием метода наименьших квадратов.

Процесса скользящего среднего  $MA(q)$  модели смешанного процесса авторегрессии - скользящего среднего имеет вид [23, с.85]:

$$\gamma_k = [a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}], \quad (4.12)$$



$a_i$  – значения скользящего среднего в разные моменты времени;

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  - оцениваемые параметры.

Используя модель смешанного процесса авторегрессии - скользящего среднего получают результаты прогнозирования с более низкой погрешностью по сравнению с вышерассмотренными методами.

Таким образом, рассмотренные методы прогнозирования в задаче прогнозирования значений временных рядов стоимостных показателей криптоактивов позволят получить удовлетворительные результаты прогноза. При этом перспективной реализацией алгоритма прогнозирования временных рядов криптоактивов является модель прогнозирования с применением искусственных нейронных сетей.

#### **4.2 Исследования и разработка подхода к созданию концептуальных моделей робота при работе с депозитарными инвестициями цифровых активов**

Создание подобной системы, которая могла бы отвечать требованиям [123] мобильности, доступности, удаленного мониторинга и управления соответствуют системы, функционирующие на базе облачных технологий. Это позволяет получить отказоустойчивость, стабильность подключения, кроссплатформенность и высокую скорость работы независимо от потребляемых вычислительных ресурсов. Последнее обусловлено фактором адаптивности подобных облачных платформ, на базе которых в настоящее время становится возможным размещение практически любого программного обеспечения. Наиболее известные и распространенные это системы Google Cloud, Яндекс Облако, Digital Ocean, Amazon AWS [181, 184, 210, 220]. Независимо от требуемых вычислительных ресурсов, они позволяют масштабировать задействованные мощности, которые должны отвечать поставленным условиям на данном этапе функционирования. Эти требуемые вычислительные ресурсы могут как возрастать, требуя, например, большее количество математических расчетов за единицу времени (обучение ИНС,

многопоточность и так далее), так и снижаться, если не все модули требуется задействовать или количество исследуемых процессов сократилось.

Помимо вышесказанного следует отметить такое преимущество по сравнению с классическими выделенными серверами или vps, облачные вычислители имеют резервные линии связи и дублированные линии питания. Первое имеет даже несколько более высокую значимость ввиду постоянного скоростного канала связи с биржей, который требуется для своевременной реакции и принятия управляющих решений. Скорость канала связи при работе с котировками в последние годы имеет огромную важность так как позволяет иметь приоритетное преимущество по сравнению с более медленными линиями, пользователи которых получают информацию за задержкой. С учетом перехода систем управления инвестициями на более скоростные модели, такие как высокочастотный трейдинг, обеспечение высокоскоростной линии связи с биржей является обязательным условием.

Разработанное в процессе подготовки диссертации программное обеспечение написано с помощью языка программирования Go [233], интерфейс реализован на базе angular 8 [229]. Интерфейс системы автоматического управления криптоактивом приведен на рисунке 4.1.

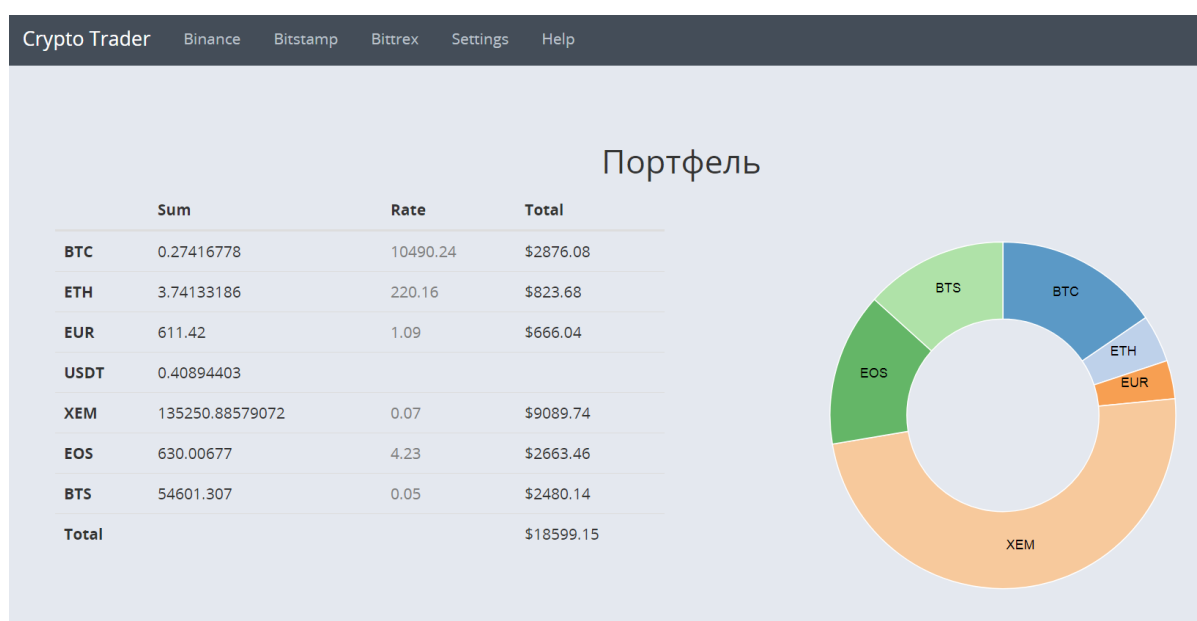


Рисунок 4.1 – Верхняя часть панели управления – глобальные параметры и состав портфеля

Как видно из рисунка 4.1, панель управления имеет несколько основных групп элементов. Это выбор торговой площадки и глобальные настройки (верхнее поле), детализированный состав портфеля (слева и по центру), а также графическое представление структуры портфеля в виде круговой диаграммы.

Если промотать страницу к нижней части панели управления (рисунок 4.2), то видна четвертая группа элементов. Эта группа позволяет осуществлять мониторинг распределенных по биржам криптоактивов, отражая текущий статус по активной сессии работа на каждой из них.

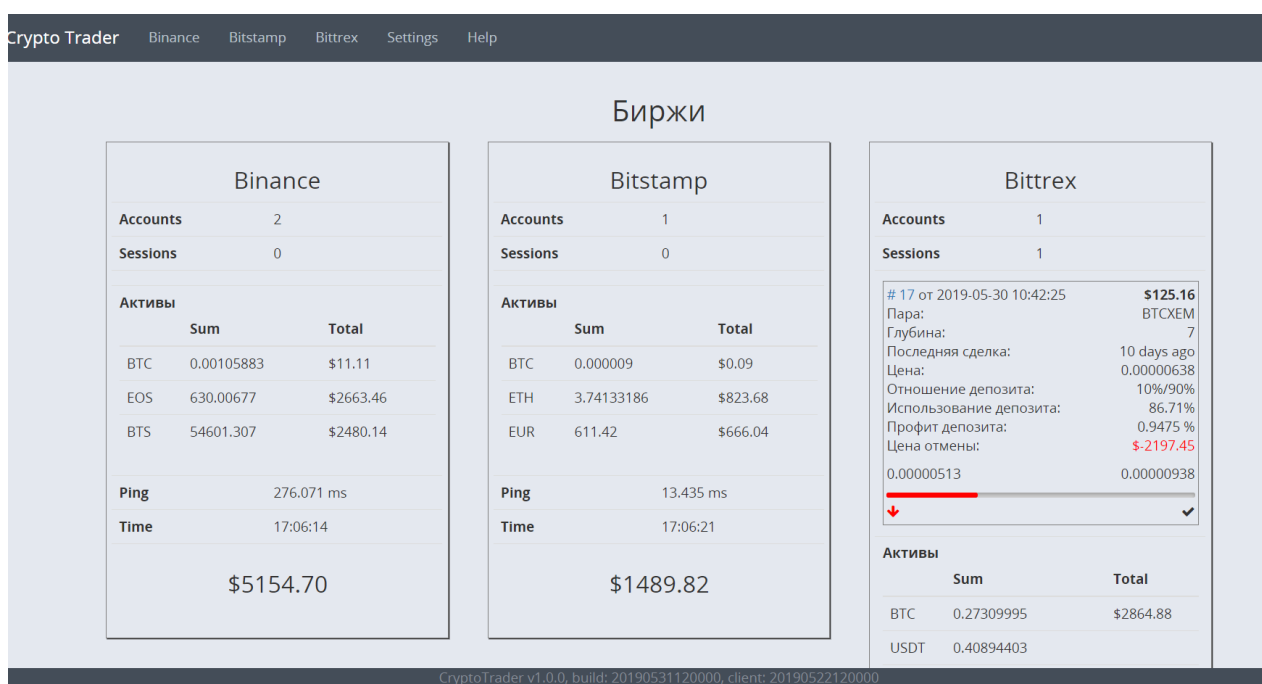


Рисунок 4.2 – Нижняя часть панели управления – мониторинг активных сессий

В строке Accounts отражено количество подключенных аккаунтов в рамках одной определенной биржи. Строка sessions – индикатор количества активных запущенных сессий также в рамках одной определенной биржи. Ниже в поле Активы построчно отражены все имеющиеся на прикрепленных учетных записях текущей биржи активы в количественном выражении и долларовой эквиваленте согласно своему курсу. Ping отражает задержку в миллисекундах

при обращении (отправке сетевого пакета) к бирже. Также в нижней части сектора показан суммарный эквивалент всех активов на определенной бирже.

Рассмотрим подробнее запущенную сессию в правой части начального экрана панели управления (Рисунок 4.3).

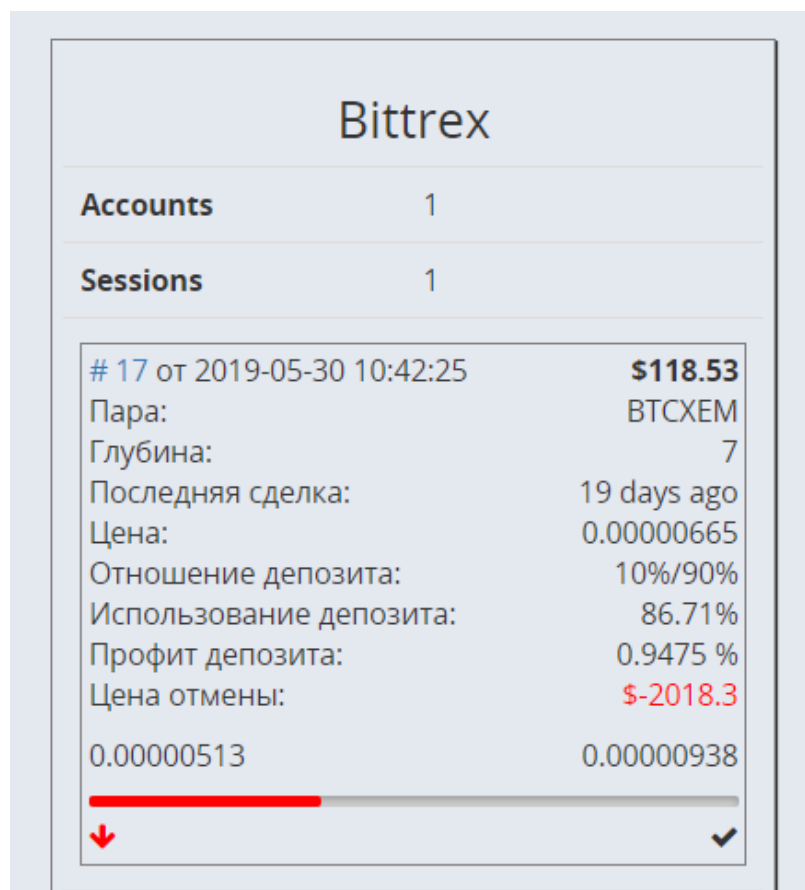


Рисунок 4.3 – Активные сессии на на панели управления

Определить запущена ли активная сессия в рамках какой-либо из бирж или нет можно уже на стартовой странице панели управления. Как видно из рисунка 4.3, активную сессию можно наблюдать по цветовому индикатору наполненности. Цвет может быть зеленым или красным в зависимости от того какой полярности рынок и в соответствии с какой из стратегий действует автоматический робот. Красный означает режим покупки – Buy mode, то есть система открыла цикл покупками на понижении рынка.

В прямоугольном секторе внутри выделена активная сессия, где верхняя строка отражает номер сессии через символ «#», дату и время ее пуска и потенциальный доход от закрытия торгового цикла (полужирным шрифтом в

долларом эквиваленте). Вторая строка – тикер [281] или наименование торгового инструмента (торговой пары), которая выбрана для осуществления торговых операций, то есть наименование торгуемого актива. Третья строка отражает глубину цикла, то есть объем набранного актива, ожидающего контр ордера для закрытия цикла и получения прибыли. 4 строка показывает когда была осуществлена последняя сделка по отношению к текущему дню. 5 строка отражает цену актива, то есть стоимость базового актива по отношению к котируемому – на графике стоимость 1 токена хем в эквиваленте btc, или сколько btc можно выручить за 1 токен хем.

Здесь важно отметить что стоимость в криптоактивах измеряется не привычными величинами, а специальными долями, называемые сатоши (согласно имени возможно создателя-разработчика сети bitcoin – Satoshi Nakamoto). 1 сатоши - это минимальная дробная величина криптовалюты bitcoin, равна 0,00000001 BTC (биткойна). Соответственно, 1 микробиткойна равен 100 Сатоши:  $1 \mu\text{BTC} = 100 \text{ Satoshi}$ .

Следующей шестой строкой показано отношение депозита, то есть соотношение базового актива к котируемому при условии, что в момент начала цикла они уравниваются в пропорции 50 на 50. Эта балансировка необходима для того, чтобы система могла быть не чувствительна к полярности рынка в околонулевой зоне. Использование депозита (7 строка) показывает сколько было задействовано актива при наборе объема для торгового цикла. Восьмая строка рассчитывает профит (прибыль) от закрытия торгового цикла в отношении к депозиту на момент открытия. При полной загрузке может достигать до 1%. Строка 9 «Цена отмены» информирует о стоимости отмены или остановки цикла в принудительном режиме. Этот ущерб придется покрыть если распродать весь закупленный актив по рыночной цене в текущий момент времени или напротив откупить весь распроданный, если цикл открылся в режиме sell mode.

Нижний цветовой индикатор наполненности показывает насколько рынок близок к следующему ордеру набора объема или ордеру фиксации прибыли.

Перейдя в верхнем поле панели управления по интересующей торговой площадке, откроется панель управления как представлено на рисунке 4.4.

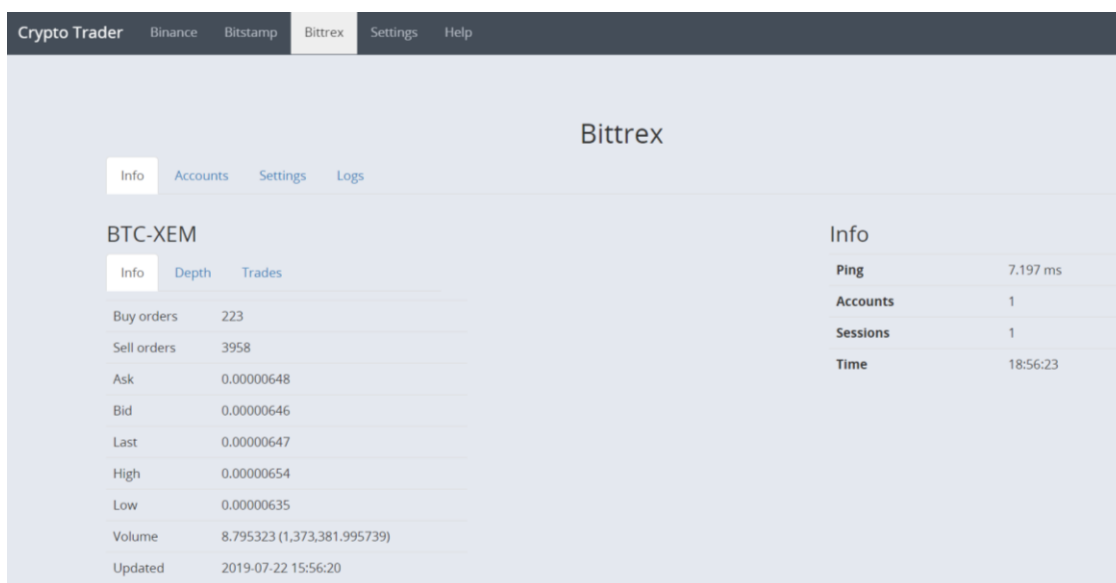


Рисунок 4.4 – Панель управления выбранной торговой площадки

Вид на данном окне с панелью управления может иметь отличия от других, если на одной бирже запущена более одной учетной записи, например, как представлено на рисунке 4.5 в случае с биржевой торговой площадкой binance.

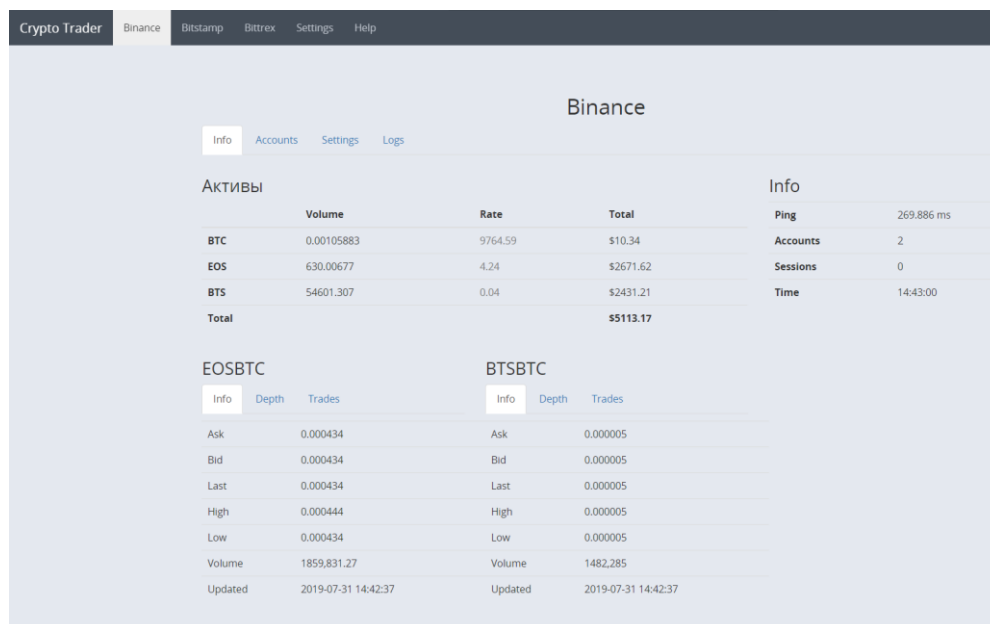


Рисунок 4.5 – Панель управления выбранной торговой площадки с несколькими подключенными учетными записями

Панель управления, представленная на рисунке 4.5 содержит три сектора информации. Первый «Активы» отражает совокупную долю активов по всем

доступным учетным записям на текущей бирже. Каждый актив прописан в отдельной строке с учетом объема, стоимости и эквивалента в долларах США, ниже общая сумма-эквивалент. В указанном случае имеется две учетных записи – EOSBTC и BTSBTC, в название которых отражены тикеры. В них указаны биржевые технические данные для текущей торговой пары, подгружаемые из биржевого стакана. Последний сектор справа «Info» информирует о текущем состоянии соединения с биржей.

Если перейти по вкладке Depth как указано на рисунке 4.6, откроется биржевой стакан и также информация о состоянии соединения с биржей.

BTC-XEM		Info	
Rate	Quantity	Ping	155.259 ms
-0.000007	1,392,093.157304	Accounts	1
0.00000772	70.2364395	Sessions	1
0.00000654	3595.9752322	Time	18:57:24
0.00000658	297.41641337		
0.0000079	1072.75416296		
0.00000788	1523.14223071		
0.00000717	441.09731118		
0.00000653	878667		
0.0000069	1381.18357487		
0.00000705	289.43560057		
	-/-		
0.00000402	1206.7343097		
0.0000064	119277		
0.00000635	20481.21509055		
0.00000325	179.12		
0.00000333	14977.98970721		
0.00000562	108.80071174		
0.00000641	34031.78343018		
0.00000604	1371.52558774		
0.0000059	3742.974046		
-0.000005	3,003,489.561281		

Рисунок 4.6 – Биржевой стакан и состояние соединения с биржей

Как видно из скриншота на рисунке 4.6, биржевой стакан отражает заявки на покупку (bid) и продажу (ask), крайнее верхнее и нижнее значения — это все значения, которые не отражены в текущем виде, то есть выходят за границы указанных диапазонов с объемом, указанным в правой колонке. В левой колонке указана стоимость выбранного актива, в правой совокупный объем заявок по заявленной цене.

Если открыть вкладку «Trades», появится окно (рисунок 4.7) с глобальной историей последних исполненных заявок на покупку и продажу. Здесь отражена

дата выполнения сделки с таймингом, тип сделки – покупка или продажа, стоимость по которой была осуществлена сделка и ее объем.

Date	Type	Rate	Amount
2019-07-22 15:46:23	buy	0.00000647	183.60445548
2019-07-22 15:41:04	buy	0.00000646	3564.2641387
2019-07-22 15:39:13	sell	0.00000645	100
2019-07-22 15:36:11	sell	0.00000645	4200
2019-07-22 15:34:56	buy	0.00000648	263.60784721
2019-07-22 15:25:28	sell	0.00000645	6209.07739173
2019-07-22 15:24:44	sell	0.00000646	3377.41524355
2019-07-22 15:23:55	buy	0.00000648	3347.60817
2019-07-22 15:07:18	sell	0.00000648	187.02472214
2019-07-22 15:00:07	buy	0.00000648	1517.87380216
2019-07-22 15:00:06	buy	0.00000648	125.6281407
2019-07-22 15:00:05	buy	0.00000648	1908.61780775
2019-07-22 15:00:05	buy	0.00000648	1263.99367396
2019-07-22 15:00:03	buy	0.00000648	1263.99367396
2019-07-22 15:00:03	buy	0.00000648	1908.61780775
2019-07-22 15:00:00	buy	0.00000648	290.04494935
2019-07-22 14:59:03	sell	0.00000646	13922.3556563
2019-07-22 14:59:03	sell	0.00000646	6311.01759484
2019-07-22 14:52:15	buy	0.00000652	300
2019-07-22 14:50:03	sell	0.00000647	2688.98240516

Рисунок 4.7 – История общих выполненных операций на текущей торговой паре

В данном пункте рассмотрены основные технические стартовые возможности площадки для автоматической торговли. Они позволяют осуществлять мониторинг подключаемых аккаунтов различных бирж с группировкой на стартовой странице для удобства мониторинга и управления. Также, приведенные настройки и возможности создают основу для ведения базы данных всех котировок активов, возможных для торговли на каждой из учетных записей. Разграничение по учетным записям в рамках одной биржевой площадки необходимо для исключения потенциально возможных конфликтных событий при расчете депозита роботом, а также для ведения отдельного бухгалтерского учета с возможностью отслеживать и регистрировать потоки cash flow, а также вести глобальный мониторинг по всем доступным к управлению криптоактивам.

Это основа позволяет заложить ядро системы, необходимое для осуществления торговых операций и реализующее разработанные алгоритмы.



### 4.3 Алгоритмы системы управления ЦФА с применением автоматизированных торговых роботов

Для успешного функционирования робота, необходимо в первую очередь разработать алгоритм управления активом, следуя которому, будут выполняться торговые операции на бирже. Далее на рисунке 4.8 приведен безпрогнозный трендовый метод управления цифровыми финансовыми активами [132] в виде общей концептуальной схемы.

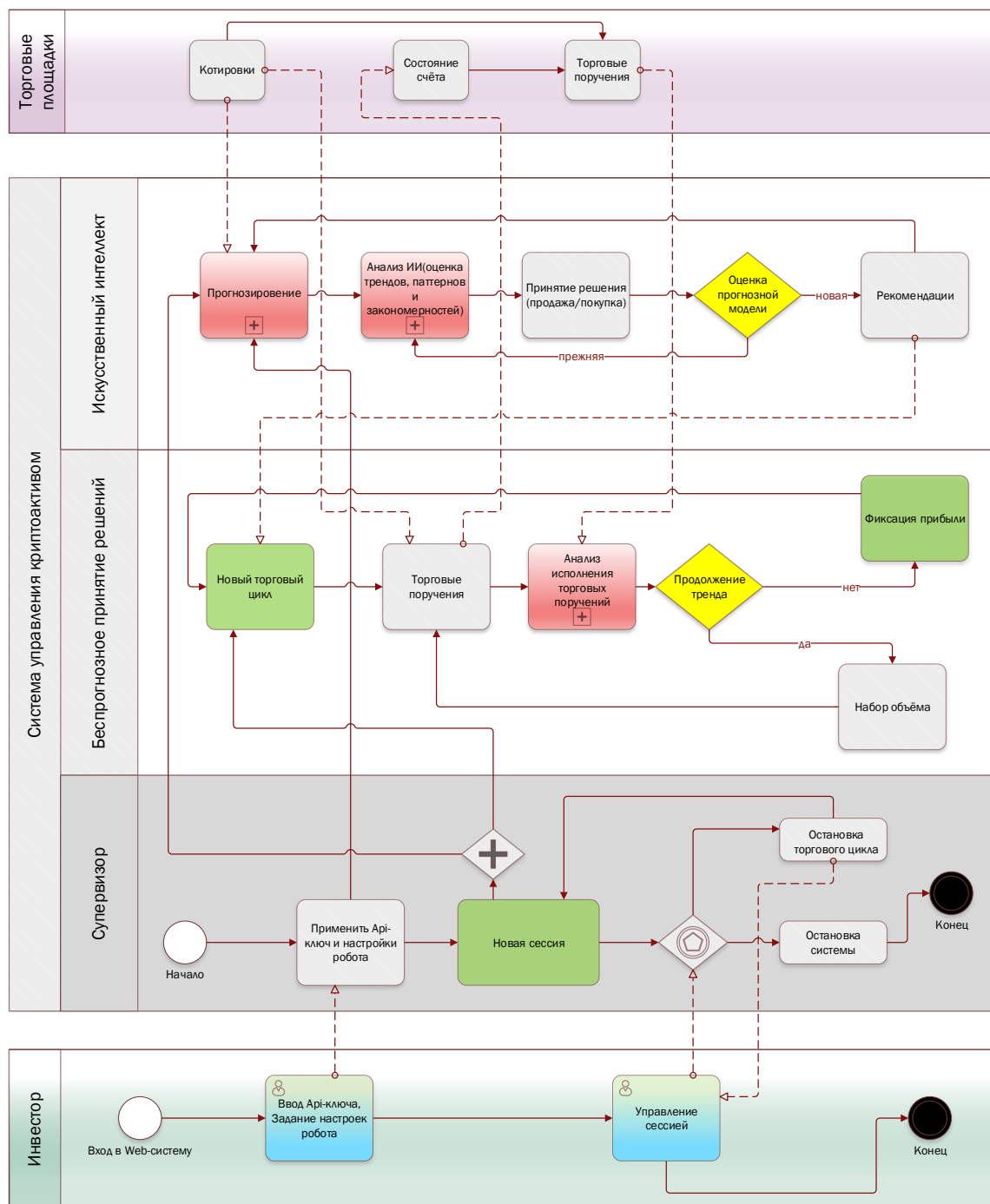


Рисунок 4.8 – Общая концептуальная схема управления активом

Блок-схема алгоритма управления активом, представленная на рисунке 4.8, в диссертационной работе создана в виде bpmn-диаграммы. Исходя из обоснованного выше положения, что рынок в большинстве случаев невозможно предсказать, была предложена безпрогнозная модель принятия решения в общей концепции системы автоматизированного управления цифровыми активами. Ее реализация не должна быть чувствительна к полярности рынка, т.е. эффективной при любом движении рынка, как при падении, так и при росте. Управление активом при сформировавшемся тренде является технически и математически решаемой задачей на спотовом рынке цифровых активов. Если это падение, то необходимо осуществлять покупку актива с заданной периодикой, учитывая дальнейшее возможное движение вниз таким образом, чтобы не израсходовать базовый актив ранее, чем завершится тренд. При этом требуется вести подсчет средней цены покупки с учетом объемов каждой сделки на всех этапах (операций), то есть среднее взвешенное ряда исполненных торговых операций.

Реализация системы согласно предлагаемой схемы управления является эффективным решением при любом движении рынка. Приведенная стратегия имеет важное преимущество – практически полное отсутствие риска, так как реализована на спотовом не маржинальном рынке и соответственно не несет рисков потерь. Есть только два ограничения, связанных со сложностью предсказания глубины тренда и направления. Для преодоления этого ограничения предлагается создать систему, использующую два подхода одновременно, дополняя друг друга. В таком случае решается проблема направленности и становится возможным рассчитать безопасный расход депозита эмпирически на исторических данных благодаря синтетических тестам или тестам в режиме реального времени.

К фундаментальным параметрам такой системы автоматического управления цифровыми активами можно отнести: шаг цены, объем задействованного депозита и требуемый профит.

Программная реализация предложенного алгоритма (Приложение В) представлена в виде снимка с экрана на рисунке 4.9, отражающего процесс автоматического управления криптоактивом в режиме реального времени на реальном активном счете.

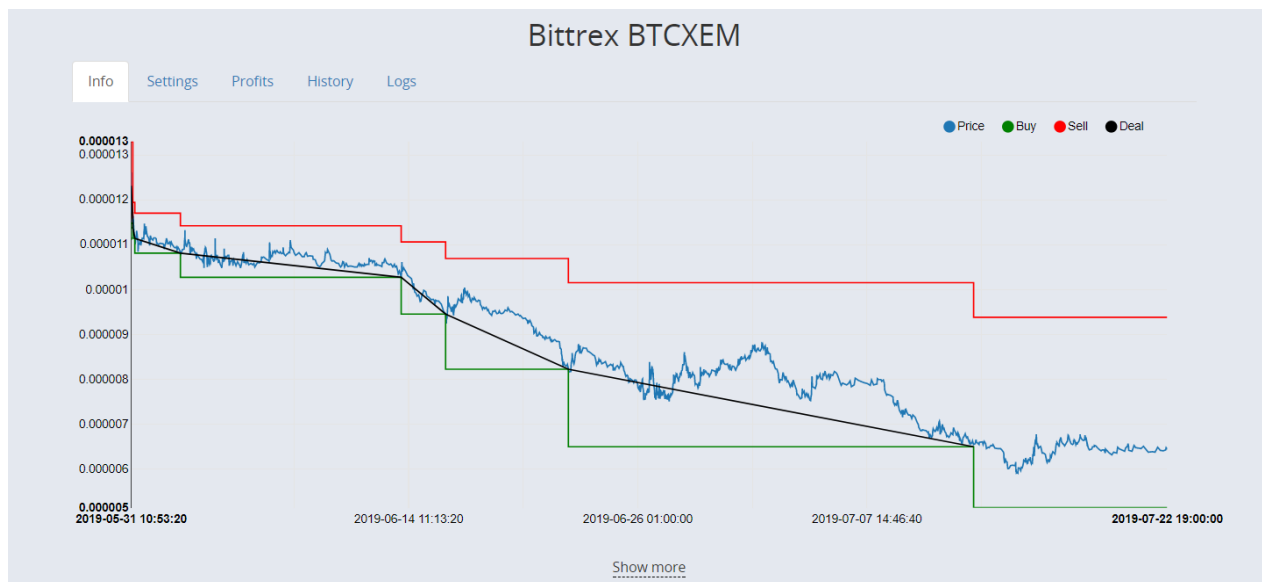


Рисунок 4.9 – Визуализация открытого торгового цикла

Как показано на снимке (рисунок 4.9), движение стоимости криптоактива попадает в коридор, границы которого отражают места, при достижении уровней которых, выполнится торговая операция. При пересечении с зеленой линией – покупка, при пересечении с красной – продажа. После этого, границы изменяются (пересчитываются), так как производится новый расчет ордеров продажи и покупки. Если пересечение происходит со стороны ордера набора объема, то его новая граница отодвигает дальше на столько, на сколько указано в параметрах в зависимости от итерации. Граница же контр ордера фиксации прибыли в таком случае, напротив – двигается ближе к текущей цене. Это вызвано тем, что пересчитывается средняя цена набора актива и для фиксации прибыли теперь необходимо меньшее (чем на предыдущей итерации) движение рынка в сторону, обратную стороне ордеров набора объема. Когда достигается граница контр ордера фиксации прибыли, то текущий торговый цикл объявляется закрытым, открывается новый торговый цикл, для него рассчитываются новые ордера покупки и продажи и первый сработавший ордер

определяет трендовый режим работы –sell mode на росте рынка либо buy mode на его падении. Так как природа любого рынка с течением времени в долгосрочном периоде ориентирована на рост, то параметры работа отличаются в зависимости от его локального тренда, то есть сделки в стартовой нулевой точки цикла вверх (sell mode) не будут зеркально повторять сделки выполненные на нисходящем тренде (buy mode). Ниже (рисунок 4.10) приведена история всех закрытых торговых сессий с указанием даты, балансов, стоимости, тренда и полученного в ходе их выполнения результата.

Status							
	Date	Balance	Price	Trend	Buy	Sell	Result
1	2019-05-30 10:42:25	0.80613395 72487.40910842	0.00001102	↓	0.00001102 x 7316.05316417	0.00001124 x 7242.89263252	0.72552056 (0.0806134) 79803.46227259 (7316.05316417)
2	2019-05-30 11:28:43	0.72552056 79803.46227259	0.0000108	↓	0.0000108 x 8062.58920133	0.00001157 x 7141.86142216	0.63845809 (0.08706247) 87866.05147391 (8062.58920133)
3	2019-05-30 20:08:19	0.63845809 87866.05147391	0.00001047	↓	0.00001047 x 9143.14239326	0.00001134 x 15082.89924308	0.54268938 (0.09576871) 97009.19386717 (9143.14239326)
4	2019-05-31 07:42:03	0.54268938 97009.19386717	0.00001107	0.003952 357.11 ✓	0.00000995 x 10362.22804569	0.00001107 x 24164.67138848	0.81008562 (0.26739624) 86646.96582148 (24164.67138848)
5	2019-05-31 10:05:09	0.81008562 72844.52247869	0.00001095	↓	0.00001095 x 7394.71293956	0.00001118 x 7320.76581016	0.72907706 (0.08100856) 80239.23541825 (7394.71293956)
6	2019-05-31 10:12:49	0.72907706 80239.23541825	0.00001074	↓	0.00001074 x 8149.27548441	0.0000115 x 7218.64834576	0.64158781 (0.08748925) 88388.51090266 (8149.27548441)
7	2019-05-31 10:26:31	0.64158781 88388.51090266	0.00001127	0.003370 298.92 ✓	0.00001041 x 9241.44642562	0.00001127 x 15245.06556966	0.81345557 (0.17186776) 79147.06447704 (15245.06556966)
8	2019-05-31 10:45:54	0.81345557 73143.445333	0.00001139	↑	0.00001116 x 7288.42204208	0.00001139 x 7215.53782166	0.89561459 (0.08215901) 65855.02329092 (7215.53782166)
9	2019-05-31 10:47:29	0.89561459 65927.90751134	0.00001176	↑	0.00001082 x 7405.42039591	0.00001173 x 7911.34890136	0.98839884 (0.09278425) 58522.48711543 (7911.34890136)
10	2019-05-31 10:49:29	0.98839884 58016.55860998	0.00001231	↑	0.0000111 x 15442.03019642	0.00001231 x 8702.4837915	1.09556465 (0.10716581) 42574.52841357 (8702.4837915)
11	2019-05-31 10:53:20	1.09556465 49314.07481848	0.00001148	0.004232 368.50 ✓	0.00001148 x 24197.86593484	0.0000133 x 9369.67421551	0.81768721 (0.27787744) 73511.94075333 (24197.86593484)

Рисунок 4.10 – История выполненных торговых операций и циклов

По снимку экрану, представленному на рисунке 4.10, видно, что каждая новая торговая операция выделена в отдельную строку, а для полного представления текущего статуса выполнения торгового цикла необходимо восемь отличительных идентификаторов, каждый из которых показан в виде столбца на общей табличной форме. Ниже более подробно приведен каждый идентификатор:

- Флаг;
- Date;
- Balance;
- Price;
- Trend;
- Buy;
- Sell;
- Result.

Первый столбец – флаг показывает общую нумерацию всех торговых операций в рамках текущей сессии, а также устанавливает маркер (вертикальная черта или жирная центрированная точка), помечающий сделки. Столбец «Date» фиксирует дату – год, месяц и число, а также время выполненной торговой операции с точностью до секунды. «Balance» объемы базового и котируемого актива, которыми располагает автоматический робот в текущий момент времени. «Price» - цена актива, по которой была осуществлена торговая операция. «Trend» - направленность торговорго цикла, может быть как на повышение (up trend), так и на понижение (down trend). При up trend ордера набора объема – продажи, при down trend – покупки. Направленность тренда определяется первой торговой операцией цикла. Колонки buy и sell формируются одновременно, но выполнится из них может только одна. Та которая выполнилась - выделяется контуром, отменяется второй ордер и выставляется новая пара buy|sell ордеров, которые записываются в новую строку. «Result» показывает черным текстом состояние балансов базового и котируемого актива после выполненной торговой операции и цветным то, насколько изменился актив в ту или иную сторону (зеленый – увеличился, красный – убыл).

Под секцией с историей выполненных торговых операций и циклов расположена общая информация (рисунок 4.11) о статусе торгового цикла, балансе, активных ордерах и истории исполненных сделок.

Запущен	2 months ago		
Цена	0.00000647		
Отношение депозита	10.04% / 89.96%		
Использование депозита	86.71%		
Профит от депозита	0.9475 %		
Цена отмены	-0.27617875 BTC (-33.78%) + 10183.3386473 XEM (13.85%)		\$-2152.14
Ожидаемое вознаграждение	0.00709004 BTC (0.87%) + 755.69267578 XEM (1.03%)		\$122.89

[Stop](#)

**Balance**  
 BTC: 0.27309995 (23.79%)  
 XEM: 135250.88579072 (76.21%)

**Price**  
 1 XEM : 0.00000647 BTC

**Orders**

Id	Uuid	Opened	Type	Rate	Amount	
267	be7530e4-9150-4445-82c1-2418d2b21eac	2019-07-13 00:17:04	LIMIT_SELL	0.00000938	76324.96025417	<a href="#">Cancel</a>
266	072e9112-0d44-4e7a-9681-374087fef706	2019-07-13 00:17:04	LIMIT_BUY	0.00000513	10595.87597768	<a href="#">Cancel</a>

[Add](#)

**History**

Id	Uuid	Closed	Type	Rate	Amount
-	f5f9aee1-23fd-4d9d-a37e-b4874bd008cb	2019-07-13 00:17:00	LIMIT_BUY	0.00000649	16741.48404474

Рисунок 4.11 – Информация о статусе сессии, балансе, ордерах и истории

Как видно из снимка экрана, представленного на рисунке 4.11, нижняя секция после торговых циклов и ордеров отражает несколько информационных секторов. Это статус сессии, информация о балансе на данном торговом инструменте, открытые активные ордера и история завершенных (исполненных) ордеров. Информация о сессии содержит строки:

- Запущен;
- Цена;
- Отношение депозита;
- Использование депозита;
- Профит от депозита;
- Цена отмены;
- Ожидаемое вознаграждение.

Строка «Запущен» информирует о том, сколько времени прошло с момента срабатывания первого ордера последнего (текущего) торгового цикла. Поле «Цена» отражает текущую стоимость актива. Следующей третьей строкой

показано отношение депозита, то есть соотношение базового актива к котируемому при условии, что в момент начала цикла они уравнены в пропорции 50 на 50. Использование депозита (4 строка) показывает сколько было задействовано актива при наборе объема для торгового цикла. Пятая строка «Профит от депозита» рассчитывает профит (прибыль) от закрытия торгового цикла в отношении к депозиту на момент открытия. «Цена отмены» (6 строка) информирует о стоимости отмены или остановки цикла в принудительном режиме. Этот ущерб придется покрыть если распродать весь закупленный актив по рыночной цене в текущий момент времени или напротив откупить весь распроданный, если цикл открылся в режиме sell mode. Строка 7 - «Ожидаемое вознаграждение» отражает потенциальный доход от закрытия торгового цикла в валютном эквиваленте.

Ниже расположен сектор «Balance», который показывает состояние счета в базовом и котируемом активе в текущий момент времени. Сектор «Price» имеет всего одну строку, отражающую стоимость одной единицы базового актива в единицах котируемого (как правило - сатоши), имеет 8 разрядов, то есть восемь знаков после точки.

В секторе «Orders» расположены текущие активные ордера. Алгоритм работы предполагает, что в один момент времени может быть только 2 активных ордера – 1 на продажу и 1 на покупку. Каждый ордер имеет номер Id, уникальный идентификатор Uuid, дату и время создания Opened, тип ордера Type (покупка и продажа по рынку либо по заданному условию - лимитно), Rate – цена по которой выполнится сделка и Amount – объем сделки в базовом активе. Кнопка Cancel позволяет вручную отменить выставленный ордер, но это рекомендуется выполнять после остановки сессии, в противном случае может возникнуть ошибка. Вышеуказанные поля как правило идентичны на разных торговых площадках, но могут иметь небольшие технические различия.

Последняя секция History показывает историю исполненных ордеров, имеет идентичные поля с секцией Orders за тем исключением, что столбец Closed показывает дату исполнения ордера.

Каждый активный запущенный и готовящийся к запуску автоматический робот имеет набор параметров (технических и торговых), которые необходимо конфигурировать до момента запуска.

### 4.3.1 Параметры системы управления ЦФА

При открытии вкладки Settings открывается список торговых инструментов (Pairs), как представлено на рисунке 4.12.

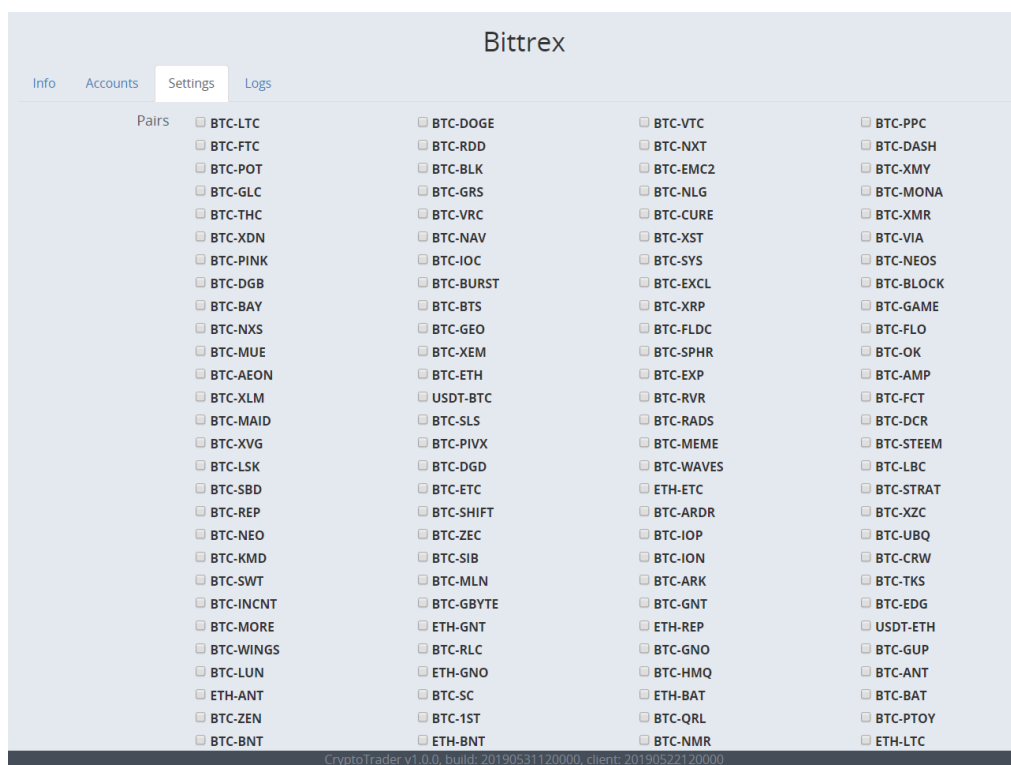


Рисунок 4.12 – Доступные торговые инструменты торговой площадки для записи котировок в базу данных

Как видно из настроек, представленных на рисунке 4.12, возможно анализировать любые подконтрольные торговые пары для сохранения котировок в базу данных Influx [272, 284] даже в том случае, если торговля в них вообще не осуществляется. Как правило, это все доступные торговые пары на биржевой площадке и доступ к всем котировкам возможен при одном аккаунте,



подключаемом с помощью API ключа. Единственным серьезным ограничением является линия связи с биржей, которая ограничивает количество запросов в единицу времени, поэтому становится затруднительно записывать в базу данных сразу несколько котировок в режиме реального времени. Полученные котировки возможно использовать для дальнейшего мониторинга, анализа и синтетических тестов, то есть отработки различных алгоритмических стратегий на них.

Для доступа к учетной записи, как например приведено на рисунке 4.13, на бирже Bittrex – требуется открыть вкладку Account, где будут отражены все доступные учетные записи.

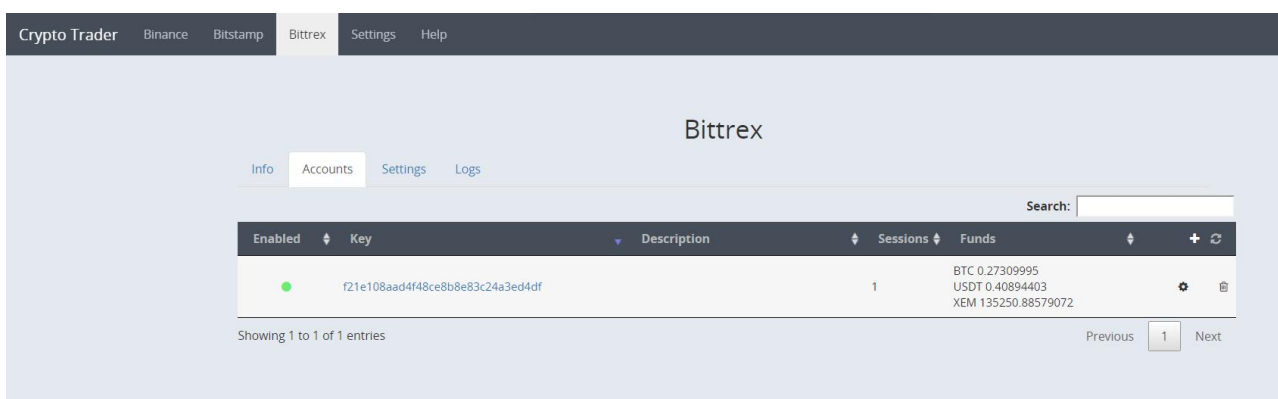


Рисунок 4.13 – Выбор учетной записи в рамках одной биржи

Как видно из окна, представлено на рисунке 4.13, во вкладке Settings биржи Bittrex отражена одна учетная запись, которая имеет следующие ключевые элементы-индикаторы: цветовой индикатор Enabled – доступность учетной записи, Key – API ключ доступа ко счету, Description – описание, Sessions – количество запущенных активных сессий, Funds – имеющиеся в распоряжении данной учетной записи активы. Справа имеются кнопки добавления учетной записи «+», обновления списка учетных записей и настройки учетной записи.

Чтобы открыть учетную запись необходимо кликнуть по ключу, в таком случае откроется окно, как представлено выше на рисунке 4.13. Перейдя далее во вкладку Settings откроются параметры робота (рисунок 4.14).

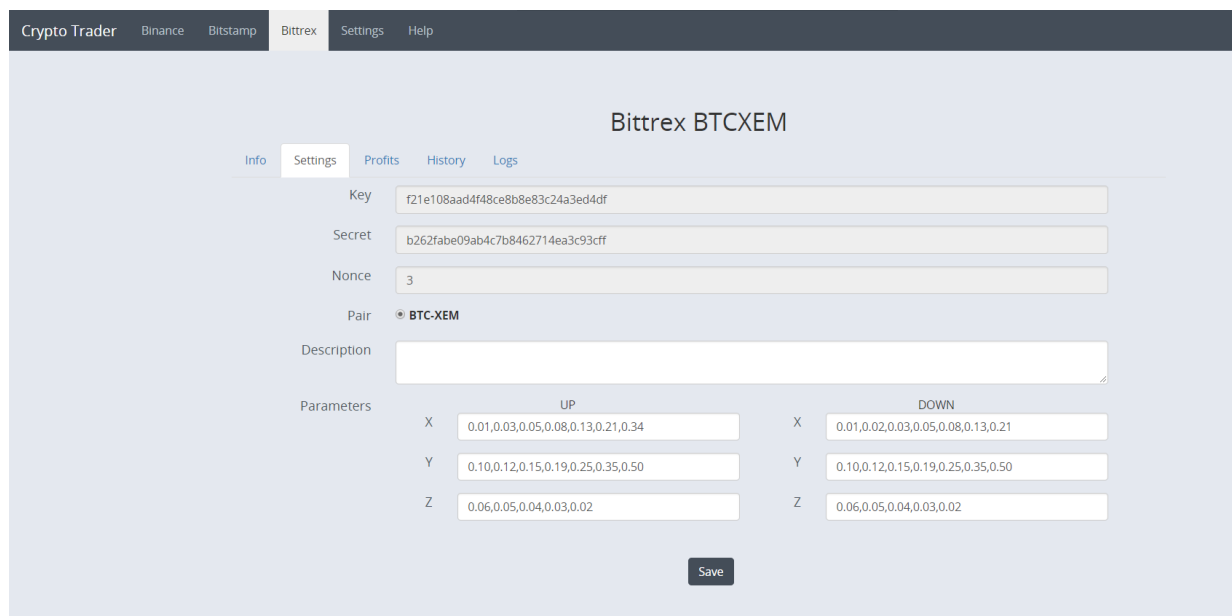


Рисунок 4.14 – Параметры работа на выбранной торговой паре

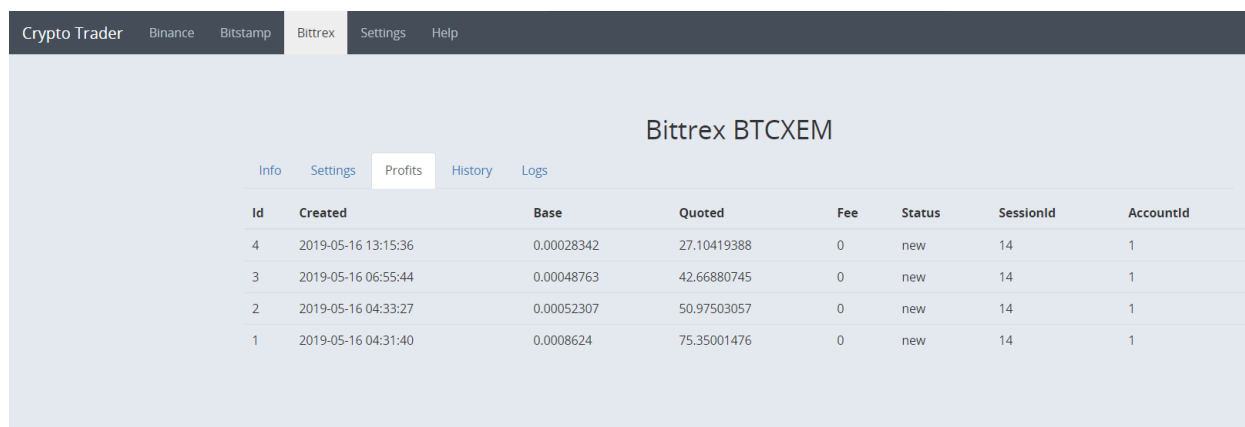
Как видно из рисунка 4.14, во вкладке «Settings» существуют следующие настройки:

- поле описание для дополнительных заметок;
- параметры-векторы для настроек работа;
- статичные поля-параметры, редактирование которых невозможно из-за вопросов безопасности, так как эта обязанность возложена на администратора системы.

Сюда входит  $api$  – ключ, состоящий из ключа и секрета, и параметр безопасности биржи  $Nonce$ . Это инкрементное значение, обеспечивающее последовательности операций. Параметр  $nonce$  необходим для гарантирования разового подключения с одного устройства с помощью одного ключа и исключает повторное его использование на другом устройстве, что позволяет повысить безопасность и исключить несанкционированные подключения к учетной записи на бирже.

### 4.3.2 Подсистема тестирования в режимах моделирования и реального времени

На рисунке 4.15 отражен профит (прибыль) за сессию в базовом и котируемом эквиваленте не суммируемо.



Id	Created	Base	Quoted	Fee	Status	SessionId	AccountId
4	2019-05-16 13:15:36	0.00028342	27.10419388	0	new	14	1
3	2019-05-16 06:55:44	0.00048763	42.66880745	0	new	14	1
2	2019-05-16 04:33:27	0.00052307	50.97503057	0	new	14	1
1	2019-05-16 04:31:40	0.0008624	75.35001476	0	new	14	1

Рисунок 4.15 – История выполненных торговых циклов с результатами по эффективности для бухгалтерского учета

Приведенные данные позволяют вести инвестиционно-финансовую статистику и бухгалтерский учет, необходимые для расчета Cash Flow. Это позволяет учитывать движения средства, которые можно направить на пополнение депозита (рефинансирование или капитализация), либо на вывод средств из системы, вызванный необходимыми расходами, например на поддержание жизнедеятельности системы (оплата облачных технологий, программного обеспечения разработки, обновлений и т.п.) либо на новые финансовые инструменты, то есть запуск автоматического робота на других торговых парах. Поле «SessionID» – это фиксации прибыли в рамках определенной сессии, номер которой указан в столбце.

При переключении вкладки на раздел History откроется окно с глобальной историей закрытых торговых сессий как представлено на рисунке 4.16.

Bittrex BTCXEM						
Info	Settings	Profits	History	Logs		
Id	Begin	Balance	Price	Loops	Result	End
16	2019-05-24 11:17:43	0.44438033 40434.44884118		4	0.05056036 -3435.62545021	2019-05-30 10:40:48
15	2019-05-20 16:55:13	0.19971366 17608.65105173		3	0.02180689 -1739.70124907	2019-05-24 10:49:01
14	2019-04-07 12:32:27	0.11241943 8183.83510282		18	0.01994241 -390.44411173	2019-05-20 15:45:44
13	2019-04-04 08:03:47	0.05805977 4118.32005595		2	0.01224789 -864.58347396	2019-04-07 11:43:11
12	2019-03-29 11:37:37	0.02877152 2132.32062053		5	0.00410239 -210.40818885	2019-04-04 07:47:26
11	2019-01-11 19:42:52	0.01637876 1039.69050844		2	-0.00860669 620.16504671	2019-03-29 10:04:03
10	2019-01-10 14:32:25	0.00832581 541.58631697		3	0.00009788 6.19569295	2019-01-11 19:30:26
9	2018-12-31 21:18:53	0.00715412 615.74534801		2	-0.00244833 157.29604252	2019-01-10 14:15:47
8	2018-12-30 11:39:35	0.00982246 460.93016639		1	-0.00186627 107.53713265	2018-12-31 21:18:46
7	2018-12-29 12:39:14	0.00891541 511.73022337		1	0.00090937 -50.80005698	2018-12-30 11:39:25

Рисунок 4.16 – Глобальная история закрытых сессий с результатами по эффективности для технического анализа и учета

Глобальная история закрытых сессий, отраженная в таблице на рисунке 4.16, демонстрирует эффективность автоматического робота, то есть полученные профиты (прибыль) за каждую сессию, где мини график в каждой строке отражает соответствующую сессию или состояние сессии с момента запуска до остановки.

#### 4.4 Методы верификации и реализация платформы для тестирования автоматизированного торгового робота

Полученные в результате разработки торговые роботы было необходимо подвергнуть тестированию как в режиме реального времени, так и с помощью моделирования синтетических тестов. Среднечастотная и низкочастотная ориентированность торговых стратегий, заложенных в алгоритмах робота, демонстрирует торговые сессии, в которых сделки зачастую совершаются на

длительных интервалах времени и цикл может длиться от минуты при высокой волатильности до нескольких недель при низкой. Такой диапазонный разброс и длительные торговые циклы является мешающим фактором для эмпирического поиска оптимальных параметров и конфигураций. Эту проблему можно решить с помощью создания платформы для тестирования.

Разработанная платформа позволит рассчитывать эффективность настроек работа при разных рыночных условиях, например, в условиях низкой или напротив, высокой, волатильности, а также в случаях затяжных трендовых движений, резких всплесков и других случайных событий.

Существует два метода проведения такого рода тестов. Первый способ позволяет осуществить тестирование с помощью моделирования движения рынка. Система генерирует котировки, симулируя реальные рыночные состояния и показывает эффективность той или иной настройки, чтобы можно было предсказать реакцию системы практически на любое рыночное событие. Последнее является важным преимуществом, однако практически невозможно смоделировать такую рыночную ситуацию, которая симулировала бы поведенческую стратегию (модель) так, как это происходит на самом деле, так как рынки постоянно находятся в состоянии неопределённости [127], а механизмы симуляции для такого моделирования четко определены, хоть и снабжены элементами произвольности.

Второй метод тестирования — это повторение событий, которые уже имели место быть на рынке и с определенной долей вероятности могут повториться, например, циклично. Как правило, полного совпадения не происходит, но некоторая поведенческая закономерность и подобие на рынке всегда присутствует. Применив настройки на определенных исторических значениях котировок, можно предсказать подобные паттерны в будущем на основании накопленного опыта и тем самым определить эффективность разработанной системы в случае повторения рыночных движений.

Таким образом, в первом случае создается «искусственный рынок», а с помощью второго способа исследуются разработанные модели в разных конфигурациях на базе исторических значений. Применяя комбинированный и усредненный расчет при оценках эффективности вышеуказанных способов, становится возможным получать выводы по поводу дальнейшей эффективности всей разработки и пути ее развития.

Также, было проведено тестирование на основе симуляции рынка и на исторических данных временных рядов (котировок) цифровых активов. Для этого применялся алгоритм тестирования с использованием векторов исходных данных, полученных в виде как приведено на рисунке 4.17 [162].

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	<TICKER>,<PER>,<DATE>,<TIME>,<OPEN>,<HIGH>,<LOW>,<CLOSE>,<VOL>										
2	GDAX.BTC-USD,5,20141201,083500,300.000000,300.000000,300.000000,300.000000,0										
3	GDAX.BTC-USD,5,20141201,084500,300.000000,300.000000,300.000000,300.000000,0										
4	GDAX.BTC-USD,5,20141201,092500,370.000000,370.000000,370.000000,370.000000,0										
5	GDAX.BTC-USD,5,20141201,095500,370.000000,370.000000,370.000000,370.000000,0										
6	GDAX.BTC-USD,5,20141202,083000,377.000000,377.000000,377.000000,377.000000,0										
7	GDAX.BTC-USD,5,20141202,140000,377.750000,378.000000,377.750000,378.000000,4										
8	GDAX.BTC-USD,5,20141202,140500,378.000000,378.000000,378.000000,378.000000,5										
9	GDAX.BTC-USD,5,20141202,141000,378.000000,378.000000,378.000000,378.000000,5										
10	GDAX.BTC-USD,5,20141202,214500,378.000000,378.000000,378.000000,378.000000,0										
11	GDAX.BTC-USD,5,20141202,220000,378.000000,378.000000,378.000000,378.000000,1										
12	GDAX.BTC-USD,5,20141202,230500,378.000000,378.000000,378.000000,378.000000,0										
13	GDAX.BTC-USD,5,20141203,084000,377.900000,377.900000,377.900000,377.900000,0										
14	GDAX.BTC-USD,5,20141203,085500,378.000000,378.000000,378.000000,378.000000,0										
15	GDAX.BTC-USD,5,20141203,091000,378.000000,378.000000,378.000000,378.000000,0										
16	GDAX.BTC-USD,5,20141203,213500,378.000000,378.000000,378.000000,378.000000,0										
17	GDAX.BTC-USD,5,20141203,231000,377.010000,377.010000,377.010000,377.010000,0										
18	GDAX.BTC-USD,5,20141204,020000,378.000000,378.000000,378.000000,378.000000,0										
19	GDAX.BTC-USD,5,20141204,045000,377.100000,377.100000,377.100000,377.100000,0										
20	GDAX.BTC-USD,5,20141206,044500,378.000000,378.000000,378.000000,378.000000,0										
21	GDAX.BTC-USD,5,20141209,013000,375.010000,375.010000,375.000000,375.000000,0										
22	GDAX.BTC-USD,5,20141210,054500,398.000000,398.000000,360.500000,360.500000,0										
23	GDAX.BTC-USD,5,20141212,063500,379.000000,379.000000,364.990000,364.990000,0										
24	GDAX.BTC-USD,5,20141212,064500,360.500000,360.500000,360.000000,360.000000,1										
25	GDAX.BTC-USD,5,20141212,065000,350.000000,350.000000,350.000000,350.000000,2										
26	GDAX.BTC-USD,5,20141219,000000,345.000000,345.000000,340.000000,340.000000,2										
27	GDAX.BTC-USD,5,20150108,042500,360.000000,360.000000,360.000000,360.000000,0										

Рисунок 4.17 – Векторы исходных данных торговой пары btc/usd для тестов

Из рисунка видно, что двумерный вектор значений торговой пары usd/btc был взят на заданный период времени за 2014 год в свечном формате с ценой закрытия и открытия в зависимости от таймфрейма.

После загрузки истории движения цены необходимо задать параметры платформы для тестирования в точности как задаются параметры на реальном торговом роботе. Для этого формуется вектор параметров  $x$ ,  $y$ ,  $z$ , где  $x$  – шаг цены,  $y$  – процент задействованного депозита,  $z$  – процент требуемого профита с закрытия торгового цикла как приведено на рисунке 4.18.

	UP	DOWN
X	0.01,0.03,0.05,0.08,0.13,0.21,0.34	0.01,0.02,0.03,0.05,0.08,0.13,0.21
Y	0.1,0.12,0.15,0.19,0.25,0.35,0.5	0.1,0.12,0.15,0.19,0.25,0.35,0.5
Z	0.06,0.05,0.04,0.03,0.02,0.01	0.06,0.05,0.04,0.03,0.02,0.01

Рисунок 4.18 – Параметры торгового робота для тестирования

При задании параметров необходимо учитывать возможную волатильность, риски и профит. На рынке цифровых валют могут происходить экстремальные пампы и дампы стоимости активов, поэтому может возникнуть необходимость во вмешательстве оператора для корректировки параметров с учетом особенности торговли с фиатными и криптовалютными парами. Пример реализации ценовой динамики в тестовом режиме приведен на рисунке 4.19.



Рисунок 4.19 – Параметры торгового робота для тестирования

По наблюдениям из вышеуказанного примера на рисунке 4.19 можно сделать вывод, что доступный депозит активов был израсходован чрезмерно быстро без коррекции стоимости и требуется снизить чувствительность параметров для предупреждения подобных ситуаций.

Результаты проведенных модельных тестов на исторических временных рядах с детализацией на графике при различных параметрах приведены на рисунках 4.20-4.23.

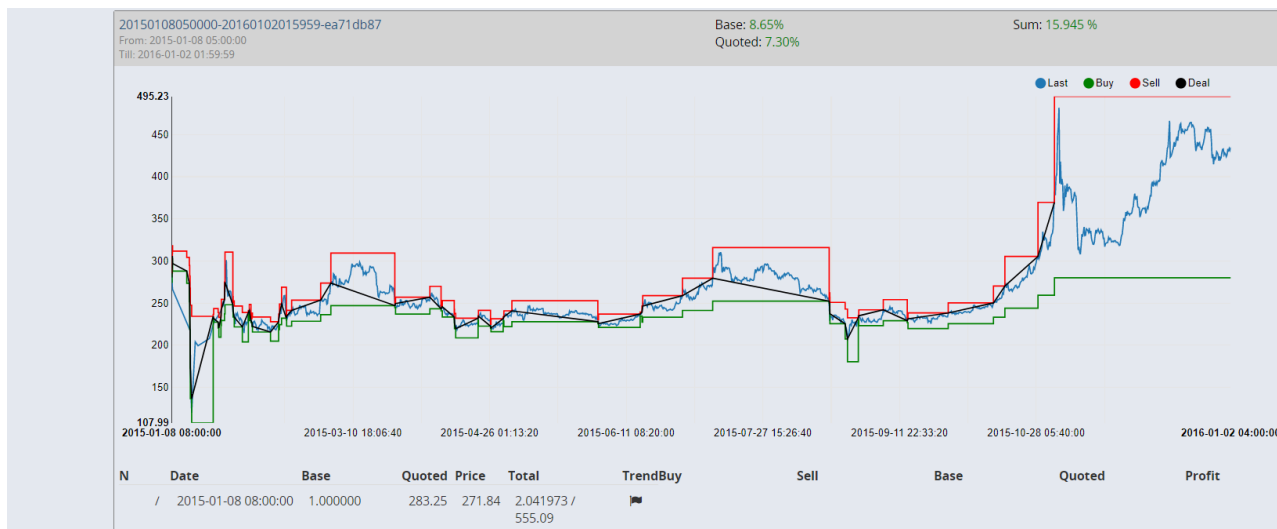


Рисунок 4.20 – Визуализация торговой сессии в платформе для тестирования

Согласно графику, приведенному на рисунке 4.20 получено общее представление об эффективности торгового робота на заданном интервале времени. Красная линия отвечает за сделки продажи, зеленая - покупки. Ниже на рисунке 4.21 приведен перечень торговых операций и закрытых торговых циклов

N	Date	Base	Quoted Price	Price	Total	TrendBuy	Sell	Base	Quoted	Profit
/	2014-12-01 11:35:00	1.000000	300.00	370.00	1.810811 / 670.00					
1	2014-12-01 12:55:00	1.000000	300.00	370.00	1.810811 / 670.00	↑ 297.00 x 0.101010	303.00 x 0.100000	0.900000	330.00	(30.300000)
2	2014-12-01 12:55:00	0.900000	330.30	370.00	1.792703 / 663.30	↑ 287.85 x 0.102632	312.09 x 0.108000	0.792000	359.84	(33.705720)
3	2014-12-02 11:30:00	0.792000	364.01	377.00	1.757532 / 662.59	↑ 295.41 x 0.212333	327.69 x 0.118800	0.673200	426.73	(38.930107)
4	2014-12-03 02:05:00	0.673200	402.94	378.00	1.739168 / 657.41	↑ 305.53 x 0.331854	353.91 x 0.127908	0.545292	504.33	(45.267928)
5	+ 2015-01-08 07:50:00	0.545292	448.20	301.99	2.029460 / 612.88	✓ 319.41 x 0.459348	399.92 x 0.136323	1.004640	301.48	(146.721717) 0.004640 (1.48)
6	2015-01-08 07:55:00	1.004640	301.48	331.94	1.912882 / 634.96	↑ 316.22 x 0.095340	322.61 x 0.100464	0.904176	331.63	(32.410406)
7	+ 2015-01-08 08:00:00	0.904176	333.89	283.25	2.082967 / 590.00	✓ 306.48 x 0.103108	332.29 x 0.108501	1.007284	302.29	(31.600146) 0.002644 (0.81)
8	2015-01-08 08:05:00	1.007284	302.29	333.68	1.913218 / 638.40	↑ 303.41 x 0.099631	309.54 x 0.100728	0.906555	332.52	(31.179621)
9	2015-01-08 08:10:00	0.906555	333.47	344.94	1.873309 / 646.18	↑ 294.06 x 0.103379	318.83 x 0.108787	0.797769	363.87	(34.684210)
10	+ 2015-01-08 08:30:00	0.797769	368.16	282.13	2.102685 / 593.23	✓ 301.79 x 0.213880	334.77 x 0.119665	1.011649	303.61	(64.546555) 0.004365 (1.32)
11	2015-01-08 08:35:00	1.011649	303.61	324.71	1.946666 / 632.10	↑ 298.77 x 0.101620	304.81 x 0.101165	0.910484	333.97	(30.835723)

Рисунок 4.21 – Перечень сделок и закрытых торговых циклов в рамках активной торговой сессии платформы для тестирования



На рисунке 4.22 показаны закрытые торговые циклы в соответствии с торговой сессией, отраженной на рисунке 4.20, а также представлено продолжение текущей сессии до завершения всего теста.

№	Дата	Объем	Цена	Результат
203	2017-05-04 10:30:00	0.042159	946.27	1,565.44 x 0.021080
204	2017-05-21 17:05:00	0.021080	979.27	2,097.69 x 0.010540
205	2017-06-06 08:50:00	0.010540	1,001.38	2,810.91 x 0.005270
206	2017-08-12 12:25:00	0.005270	1,016.19	3,766.61 x 0.002635
207	2017-10-12 14:15:00	0.002635	1,026.11	5,047.26 x 0.001317
208	2017-11-02 05:55:00	0.001317	1,032.76	6,763.33 x 0.000659
209	2017-11-26 11:05:00	0.000659	1,037.22	9,062.86 x 0.000329
210	2017-12-06 08:30:00	0.000329	1,040.20	12,144.24 x 0.000165
211	2017-12-07 21:10:00	0.000165	1,042.20	16,273.28 x 0.000082
212		0.000082	1,043.54	Buy: 527.51 x 1.275091 / Sell: 21,806.19 x 0.000041
Total		0.000082 (-0.999918)	1,043.54 (743.54)	0.091782 (-1.719029) / 1,044.48 (374.48)

Рисунок 4.22 – Завершение активной торговой сессии платформы для тестирования с указанием общего результата и эффективности

В соответствии с предлагаемым набором параметров отражены результаты для каждого набора исторических значений временных рядов (рисунок 4.23).

Сессия	Base	Quoted	Sum
20141201083500-20190812191459-80eb8787	26.88%	22.51%	49.388%
20150108050000-20160102015959-ea71db87	8.65%	7.30%	15.945%
20150108050000-20170102015959-75652bb4	8.65%	7.30%	15.945%
20160101010000-20180302015959-08edf809	3.42%	3.30%	6.726%
20170101001500-20170902002959-8fe0dfd2	3.42%	3.51%	6.932%
20170101001500-20180902002959-8bdec708	3.42%	3.51%	6.932%
20170101010000-20180102015959-23b54431	4.28%	4.52%	8.794%
20170101010000-20180302015959-8000e353	4.28%	4.52%	8.794%
20180301010000-20181123015959-1662693e	4.31%		7.867%

Рисунок 4.23 – Различные конфигурации торгового робота с указанием полученного результата эффективности

С помощью полученных результатов становится возможным подбор оптимальных параметров торгового робота без проведения затяжных тестов с эмпирическим подбором параметров в режиме реального времени.

В рамках проведенных исследований возникали технические сложности реализации платформы для тестирования, сложности поиска исходных данных временных рядов. Зачастую при загрузке больших объемов временных рядов стоимостных показателей (big data) возникала высокая нагрузка на платформу для тестирования. Кроме этого, к тестированию предъявляются требования по тайм фрейму, чтобы исключить промежуточные всплески ценовых значений и важно учитывать фундаментальные проблемы глубинных падений и гиперростов – пути их решения, а также при необходимости осуществлять вмешательство оператора в работу системы, производить ее остановку.

Кроме предложенной модели в перспективе предлагается концепция высокочастотного или гибридного робота, который рассчитан на функционирование в режиме «цикл в цикле» для работы на разных уровнях цены, внутри и между сделок основного цикла с более высокой частотой, но с меньшим объемом. Подобные роботизированные системы совместно с высокочастотными HFT роботами могут использоваться также на узких интервалах, в том числе для работы в качестве маркетмейкера (как вариант робота – работа внутри стакана). Получая индикативные метаданные по рынку с помощью системы прогнозирования возможна подстройка параметров в режиме реального времени с помощью искусственного интеллекта.

В процессе исследований дополнительно рассмотрены вопросы мониторинга стоимостных показателей и контроля стабильности и отказоустойчивости роботов, осуществляющих торговые операции в режиме реального времени.

## 4.5 Выводы

Для разработки адаптивной программной системы управления портфелем ЦФА, а также прогнозирования и финансового мониторинга согласно методологии, представленной в п.1.6, были созданы трендовый метод принятия торговых решений с применением торгового робота, учитывающего особенности процессов ценообразования ЦФА и платформа для тестирования торговых стратегий, основанная на методах верификации и тестирования торговых роботов.

Проведены исследования и разработка подхода к созданию концептуальных моделей робота при работе с депозитарными инвестициями цифровых активов. Для подтверждения эффективности разработанной модели робота были созданы методы верификации и тестирования торговых роботов. В соответствии с этим разработана платформа для моделирования и проведения синтетических тестов поведения робота на исторических временных рядах стоимостных показателей.

В результате реализации прототипа торгового робота и платформы для синтетических тестов торговых стратегий, становится возможным автоматическая адаптивная подстройка параметров робота с учетом динамики рынка (волатильности, волн, закономерностей и других влияющих факторов).

Метод трендового управления цифровыми валютами при выполнении торгового цикла обеспечивает прирост депозитарного объема в интервале от 0,3 до 1 % в зависимости от задаваемых параметров.

## **5 Инструментальные особенности реализации методологии управления ЦФА и практические рекомендации к применению**

Целью практической стороны работы является создание системы автоматического автономного мониторинга и управления цифровыми активами в инвестиционно-финансовой среде. Основной задачей системы в процессе мониторинга текущей экономической ситуации на рынке токенов, является управление депозитарным счетом. Особенностью системы является ориентированность строго на спотовые рынки, и фундаментально исключено ее применение на маржинальных рынках. В этом случае не используется кредитное плечо, поэтому риски убытков сведены к минимуму и не требуют фиксации.

Реализуя автоматическое автономное управление, разрабатываемая система осуществляет предварительную обработку временных рядов стоимостных показателей с применением методов вейвлет-обработки и трешолдинга. Полученные ряды исследуются теорией статистического анализа, методами технического анализа, искусственными нейронными сетями. В качестве результата выступают целевые прогнозируемые значения и вероятность их получения. Благодаря адаптивному web-интерфейсу (глава 4), возможно вести удаленный мониторинг с любого устройства с доступом в глобальную сеть Интернет, независимо от вида операционной системы [123].

Разработанная система автоматического управления депозитом цифровых активов реализована таким образом, чтобы торговые операции выполнялись 24 часа в сутки круглый год. Если для базовых тестов и разработки возможно обойтись собственным сервером, то при выходе готового решения требуется высокая стабильность и отказоустойчивость, что затруднительно реализовать собственными средствами и доступным аппаратным обеспечением. Применение современных облачных технологий обеспечивает подходящие вычислительные, динамически масштабируемые мощности для выполнения программных процессов в режиме реального времени

## **5.1 Программно-методическое обеспечение и требования к системе управления цифровыми валютами**

Программно-методическое обеспечение представляет собой программную систему автоматизированного трейдинга, платформу для моделирования и численного исследования торговых стратегий, а также методические описания для их использования при управлении цифровыми активами. Это обеспечивает возможность нахождения оптимальных параметров робота, учитывающих динамику рынка.

Существуют инструменты, которые позволяют трейдерам осуществлять торги напрямую, такие как автоматические роботы и высокоинтенсивный (высокочастотный) трейдинг. Роботы используются для автоматизации процесса купли/продажи на биржах, а также минимизации денежных потерь. Подобное программное обеспечение разрабатывается на основе открытого API-интерфейса биржи. Робот позволяет исключить человеческий фактор: он не устаёт, не подвержен влиянию эмоций; позволяет учесть большой объем данных, влияющих на принятие решений; работает непрерывно 24/7/365 и может обрабатывать все движения рынка. Для реализации выбранного подхода трейдер может запустить несколько торговых роботов, реализующих различные стратегии с разными параметрами, осуществляющих управление множеством активов, подключенных к разным биржам.

Поэтому одним из ключевых пунктов реализации практической стороны исследований, является отладка и тестирование прототипа торгового робота. Для этого была проведена разработка, компиляция и тестирование программного кода робота. Также для повышения надежности и отказоустойчивости системы, необходим выделенный автономный сервер с возможным переходом на облачные технологии [181, 184, 210, 220].

Высокая эффективность разрабатываемой автоматизированной системы подтверждена предварительным тестированием прототипа робота, статистические результаты анализа функционирования которого представлены в

работе. Полученный результат достигается при установке робота на облачную виртуальную машину-сервер с бесперебойным, круглосуточным режимом работы, управляемым с помощью персонального компьютера или мобильного устройства из любой точки мира через Интернет.

Автономный торговый робот инструментально реализуется следующим образом: специально разработанное программное обеспечение запускается при помощи облачных технологий. Логика робота, основанная на разработанных алгоритмах, написана на языке программирования Go [233] с интерфейсом Angular [229]. Приложение, запущенное на облачном вычислителе с активированным торговым роботом, получает доступ к депозитарному счету на бирже посредством API (application programming interface, программный интерфейс приложения). Возможно конфигурирование api-запросов для подключения к новой бирже следуя технической документации. Система предусматривает одновременное функционирование множества торговых роботов на виртуальном сервере. Благодаря этому, оператор имеет возможность активировать управление различных депозитарных счетов разных бирж с разными торговыми парами одновременно на одном сервере. Таким образом, система легко масштабируется и не требует существенных затрат для расширения.

Перед полнофункциональным применением торговых роботов требуется выполнить их тестирование в трех режимах - реального времени на малом объеме депозита, на исторических временных рядах с помощью платформы для тестирования и синтетических стресс-тестов на базе табличного процессора. Разработанная модель робота ориентирована на среднечастотный и низкочастотный трейдинг, сделки могут совершаться на длительных интервалах времени и торговый цикл длится от минуты до нескольких недель. Такие «плавающие» интервалы являются мешающим фактором для эмпирического поиска оптимальных параметров и конфигураций в режиме реального времени. Платформа тестирования обеспечивает расчет эффективности настроек робота

при разных рыночных условиях, например, в условиях низкой или высокой волатильности, в случаях затяжных трендовых движений, резких всплесков и других случайных событий. Причем проводить такие тесты возможно на реальных и синтетически сгенерированных временных рядах.

Разработанная система автоматизированного управления депозитом цифровых активов реализована для бесперебойного выполнения операций в режиме реального времени, останавливаясь только по требованию оператора в случае, например, обновления системы или действий над портфелем.

Высокая отказоустойчивость, а также стабильный продублированный канал связи является обязательным требованием для успешного и эффективного применения практической стороны реализуемого исследования. Современные облачные технологии предлагают подходящие вычислительные независимые динамически адаптивно масштабируемые мощности для выполнения программных процессов постоянно в режиме реального времени.

В итоге система имеет клиент-серверную архитектуру, как представлено на рисунке 5.1, в которой пользователь с любого устройства (мобильный компьютер или смартфон) при помощи браузера сможет получить актуальный прогноз по интересующему финансовому инструменту.

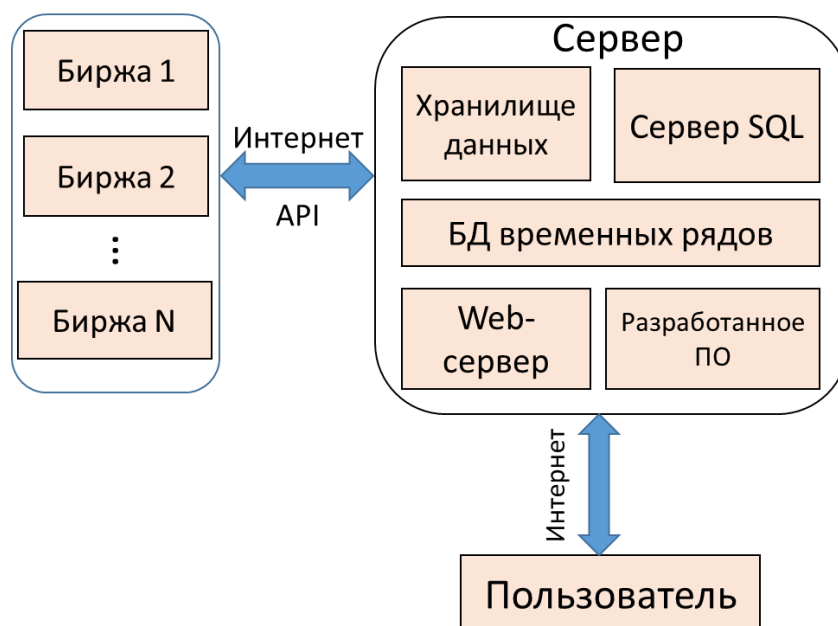


Рисунок 5.1 – Архитектура системы

Хранение временных рядов данных и обращение к ним осуществляется посредством специализированной базы данных Influx DB [272], основным назначением которой является хранение больших объемов данных с метками времени, например, данных мониторинга.

Связь системы с биржей устанавливается с помощью api протокола, в котором прописаны конкретные команды биржи для каждого инструмента. Производя расчет на облачном вычислителе, система посылает команду на совершение сделки. Это может быть отмена ордера или выставление нового, который система только что рассчитала в зависимости от состояния рынка и ранее выполненных сделок.

На рисунке 5.2 представлена схема взаимодействия компонентов системы или схема обмена данными внутри системы и с подключаемыми пользователями.



Рисунок 5.2 – Схема обмена данными в системе

Для управления, администрирования, контроля и запуска новой сессии требуется команда оператора. Оператор выполняет функции запуска и остановки системы, в случае необходимости осуществляет корректировку параметров. Остановка системы может быть вызвана необходимостью обновления ядра программного обеспечения робота, так и при пополнении и выводе депозита, подстройки параметров или в случае сбоя. Последнее может быть вызвано



ошибочным ответом биржи с указанием несуществующей цены или проблемами со связью, другой непредвиденной технической ситуацией на рынке.

После запуска сессии система работает до тех пор, пока оператор не выполнит остановку. При этом система пошлет команду бирже и активные выставленные ордера будут автоматически сняты. Корректировка вектора параметров допускается только на остановленной системе. Также при изменении депозита требуется делать остановку и разбалансировку, хотя система может работать дальше и без этого. В дальнейшем программные обновления позволят менять параметры динамично в активной сессии и осуществлять снятие и пополнение средств «на горячую».

Для контроля за состоянием системы и выполнением биржевых сделок используются два инструмента. Первый инструмент – это web-интерфейс системы для непосредственного мониторинга (контроля и управления), второй – подсистема уведомлений о выполненных сделках или ошибках. Подсистема уведомлений имеет только функцию оповещения, однако управление возможно добавить в качестве опции в перспективе. В качестве подсистемы оповещения может использоваться мессенджер с доступным, открытым и подходящим арі набором команд, например, Telegram [283].

Сформулированные требования к системе управления инвестиционно-финансовыми активами цифровой экономики обеспечивают построение систем с моделированием синтетических тестов торговых стратегий на исторических значениях стоимостных показателей и оценкой эффективности при разных настройках, что позволяет выполнять адаптивную подстройку параметров работа с учетом динамики рынка.

## **5.2 Синтетические стресс-тесты на базе табличного процессора**

Для выявления границ эффективности разрабатываемых систем управления ЦФА на базе трендового метода управления необходимо провести симуляционные синтетические стресс-тесты. Для этого на планируемых

фундаментальных параметрах, описанных выше, необходимо симулировать поведение робота в максимально экстремальной нагрузке при безоткатном падении или росте стоимости цифрового актива.

Для этого необходимо задать начальное состояние робота, объем доступных спотовых средств в торговой паре как приведено в таблице 7.

Таблица 7

	Депозит			
Базовый актив	BTC	1,00000000		Точка входа
Котируемый актив	USD	1 000,00		827,00

Как видно из таблицы 7, в начальном состоянии торгового робота определяется базовый и котируемый актив торговой пары, а также точка входа или начальная цена инициализации робота. В приведённом примере базовый актив – биткоин в объеме одной единицы, а котируемый доллар США в объеме 1000 единиц, точка входа 827.

При этом возможно получение своевременных значений котировок в режиме реального времени как представлено в таблице 8.

Таблица 8

Котировки ОнЛайн		
BTC / USD	USD / RUR	EUR / USD
10 140,00	66,40	1,11

Однако, в таком случае потребуется слишком много времени для проведения тестирования и более эффективным будет применение платформы для тестирования, описанной в главе 4. Поэтому в симуляции искусственно формируется нисходящий безоткатный тренд, который позволяет оценить реакцию робота при таких нагрузках. В таблице 9 приведен стресс-тест на безоткатное обесценивание актива.

Таблица 9

Стресс-тест на безоткатное обесценивание актива												
Покупка							Продажа					
Шаг	Шаг Цены %	Цена Покупки \$	% от ост. Делю	Куплено BTC	Остаток BTC	Остаток USD	% Профита	Средняя	Цена Фиксации \$	Е Объем BTC	Объем USD	Профит USD
0	5	785,65	10	0,12728314	1,12728314	900,00	5	785,65	824,93	0,12728314	100,00	5,00
1	10	746,37	20	0,24116806	1,36845120	720,00	3	759,94	782,74	0,36845120	280,00	108,40
2	15	634,41	30	0,34047255	1,70892375	504,00	5	699,65	734,63	0,70892375	496,00	304,80
3	20	507,53	40	0,39721798	2,10614173	302,40	8	630,66	681,11	1,10614173	697,60	551,81
4	25	380,65	50	0,39721798	2,50335970	151,20	5	564,60	592,83	1,50335970	848,80	740,04
5	25	285,49	50	0,26481198	2,76817169	75,60	3	522,80	538,48	1,76817169	924,40	876,53
6	25	214,11	50	0,17654132	2,94471301	37,80	2	494,78	504,67	1,94471301	962,20	943,64
7	25	160,59	50	0,11769422	3,06240723	18,90	2	475,71	485,22	2,06240723	981,10	981,82
8	25	120,44	50	0,07846281	3,14087004	9,45	2	462,69	471,94	2,14087004	990,55	1 000,91
9	25	90,33	50	0,05230854	3,19317858	4,73	2	453,80	462,88	2,19317858	995,28	1 010,46

Как видно из таблицы 9, имеется набор фундаментальных параметров торгового робота – шаг цены, процент от депозита и требуемый процент профита. Вектор шага цены зафиксирован в формате 5-10-15-20-25. Процент от депозита задан вектором 10-20-30-40-50. Требуемый профит 5-3-5-8-5-3-2.

В вышеуказанной таблице для мониторинга состояния торгового робота выведены поля: цена покупки, куплено базового актива биткоина, остаток биткоина, остаток котируемого актива. На каждой итерации формируется контр ордер фиксации прибыли с полями: средняя цена покупки, цена фиксации прибыли, задействованный объем котируемого актива и профит, т.е. чистая прибыль с закрытого торгового цикла. Последнее возрастает с учетом числа итераций и глубины падения стоимости актива. Стоит отметить, что среднее значение при этом моделировании должно учитывать набранный объем позиции на каждой итерации или сделке, т.е. брать за расчет средневзвешанное значение, а не просто среднее арифметическое.

Аналогичным образом, как и в симуляции на базе табличного процессора в таблице 9, осуществляются стресс-тесты на безоткатный рост. При отсутствии регулирования и низкой ликвидности рынок криптовалют может демонстрировать подобное поведение, поэтому важно учитывать возможность безоткатных резких всплесков стоимости как приведено в таблице 10.

Таблица 10

Стресс-тест на безоткатный рост актива												
Покупка							Продажа					
Шаг	Шаг Цены %	Цена Продажи \$	% от ост. Делю	Продано BTC	Остаток BTC	Остаток USD	% Профита	Средняя	Цена Фиксации \$	Е Объем BTC	fx Объем BTC	Профит BTC
0	5	868,35	10	0,10000000	0,90000000	1 086,84	5	868,35	824,93	0,10000000	0,10500000	0,00500000
1	10	955,19	20	0,18000000	0,72000000	1 258,77	10	924,17	831,76	0,28000000	0,31300000	0,03300000
2	15	1 098,46	30	0,21600000	0,50400000	1 496,04	10	1 000,07	900,07	0,49600000	0,57860000	0,08260000
3	20	1 318,16	40	0,20160000	0,30240000	1 761,78	8	1 092,00	1 004,64	0,69760000	0,83600800	0,13840800
4	25	1 647,69	50	0,15120000	0,15120000	2 010,91	5	1 190,98	1 131,44	0,84880000	1,02964800	0,18084800
5	25	2 059,62	50	0,07560000	0,07560000	2 166,61	5	1 262,02	1 198,92	0,92440000	1,15146800	0,22706800
6	25	2 574,52	50	0,03780000	0,03780000	2 263,93	5	1 313,59	1 247,91	0,96220000	1,23737800	0,27517800
7	25	3 218,15	50	0,01890000	0,01890000	2 324,75	5	1 350,28	1 282,76	0,98110000	1,30533300	0,32423300
8	25	4 022,69	50	0,00945000	0,00945000	2 362,77	5	1 375,77	1 308,98	0,99055000	1,36431050	0,37376050
9	25	5 028,36	50	0,00472500	0,00472500	2 386,53	5	1 393,11	1 323,46	0,99527500	1,41879925	0,42352425

Здесь можно отметить следующий набор параметров торгового робота в виде векторов. Вектор шага цены зафиксирован в формате 5-10-15-20-25. Процент от депозита задан вектором 10-20-30-40-50. Требуемый профит 5-10-10-8-5. Приведенные параметры могут варьироваться для разных рыночных состояний, а также оценке риска разрабатываемого торгового робота и объеме задействованных спотовых средств.

В рамках проведенных исследований приводится моделирование падения стоимости или стресс-тест торговой пары ХЕМ/ВТС с оценкой доли задействованного депозита, расчетом средневзвешанной стоимости купленного актива и потенциального профита от закрытого торгового цикла в заданной итерации глубины падения стоимости. В таблице 11 показана расчетная стратегия автоматического торгового робота при безоткатном падение рынка, с учетом фиксации прибыли в базовом и котируемом активе.

Таблица 11 –Падающий down-тренд

Down-trend (цель: купил / перепродал)						
Статус	Остаток BTC	% от Депозита	Цена ХЕМ	Объем ХЕМ	Объем BTC	Профит (BTC)
x	0,09000000	10	0,00006777	147,55791648	0,01000000	0,00220000
1	% Профита	Средняя (B)	Фиксация (B)	E Объем ХЕМ	fix Объем ХЕМ	Профит (ХЕМ)
	22	0,00006777	0,00008268	147,55791648	115,09517486	32,46274163
Статус	Остаток BTC	% от Депозита	Цена ХЕМ	Объем ХЕМ	Объем BTC	Профит (BTC)
x	0,07650000	15	0,00005284	255,48826646	0,02350000	0,00728500
2	% Профита	Средняя (B)	Фиксация (B)	E Объем ХЕМ	fix Объем ХЕМ	Профит (ХЕМ)
	31	0,00005831	0,00007638	403,04618295	278,10186623	124,94431671
Статус	Остаток BTC	% от Депозита	Цена ХЕМ	Объем ХЕМ	Объем BTC	Профит (BTC)
x	0,06120000	20	0,00003701	413,40178330	0,03880000	0,01590800
3	% Профита	Средняя (B)	Фиксация (B)	E Объем ХЕМ	fix Объем ХЕМ	Профит (ХЕМ)
	41	0,00004752	0,00006701	816,44796625	481,70430009	334,74366616
Статус	Остаток BTC	% от Депозита	Цена ХЕМ	Объем ХЕМ	Объем BTC	Профит (BTC)
x	0,04590000	25	0,00002377	643,66848969	0,05410000	0,02759100
4	% Профита	Средняя (B)	Фиксация (B)	E Объем ХЕМ	fix Объем ХЕМ	Профит (ХЕМ)
	51	0,00003705	0,00005595	1460,11645594	715,45706341	744,65939253
Статус	Остаток BTC	% от Депозита	Цена ХЕМ	Объем ХЕМ	Объем BTC	Профит (BTC)
x	0,03213000	30	0,00001521	905,32544379	0,06787000	0,02036100
5	% Профита	Средняя (B)	Фиксация (B)	E Объем ХЕМ	fix Объем ХЕМ	Профит (ХЕМ)
	30	0,00002869	0,00003730	2365,44189973	1655,80932981	709,63256992

В приведенной таблице 11 на пяти итерациях падения торговой пары BTC/ХЕМ учтены параметры: остаток BTC, имеющийся в распоряжении робота после осуществления сделки на первой итерации; процент от депозита, отражающий объем задействованного для набора объема (покупок) котируемого актива; цена ХЕМ, по которой произошла сделка (покупка) на текущей итерации; объем ХЕМ, отражающий имеющийся совокупный объем базового актива с учетом набора объема на текущей итерации; объем BTC, отражающий расход котируемого актива для набора объема на заданной итерации; профит BTC, отражающий полученный профит в котируемом активе при закрытии торгового цикла на заданной итерации; % профита – требуемый процент в соответствии с вектором параметров Z торгового робота на заданной итерации; средняя (B); фиксация (B); E объем ХЕМ; fix объем ХЕМ; профит ХЕМ.

Аналогичным образом в таблице 12 проведено моделирование торговой стратегии робота при безоткатном росте рынка, с учетом фиксации прибыли в базовом и котируемом активе.

Таблица 12 – Возрастающий up-тренд

Up-trend (цель: продал / откупил)						
Статус	Остаток ХЕМ	% от Депозита	Цена ХЕМ	Объем ХЕМ	Объем BTC	Профит (BTC)
x	800,00000000	20	0,00010551	200,00000000	0,02110200	0,00350082
1	% Профита	Средняя (B)	Фиксация (B)	fix Объем ХЕМ	E Объем ХЕМ	Профит (ХЕМ)
	21	0,00010551	0,00008335	242,00000000	200,00000000	42,00000000
Статус	Остаток ХЕМ	% от Депозита	Цена ХЕМ	Объем ХЕМ	Объем BTC	Профит (BTC)
x	560,00000000	30	0,00012441	240,00000000	0,05096040	0,01425687
2	% Профита	Средняя (B)	Фиксация (B)	fix Объем ХЕМ	E Объем ХЕМ	Профит (ХЕМ)
	31	0,00011582	0,00007992	618,40000000	440,00000000	178,40000000
Статус	Остаток ХЕМ	% от Депозита	Цена ХЕМ	Объем ХЕМ	Объем BTC	Профит (BTC)
x	336,00000000	40	0,00028001	224,00000000	0,11368264	0,04552058
3	% Профита	Средняя (B)	Фиксация (B)	fix Объем ХЕМ	E Объем ХЕМ	Профит (ХЕМ)
	41	0,00017121	0,00010101	1114,64000000	664,00000000	450,64000000
Статус	Остаток ХЕМ	% от Депозита	Цена ХЕМ	Объем ХЕМ	Объем BTC	Профит (BTC)
x	168,00000000	50	0,00041001	168,00000000	0,18256432	0,09407557
4	% Профита	Средняя (B)	Фиксация (B)	fix Объем ХЕМ	E Объем ХЕМ	Профит (ХЕМ)
	51	0,00021943	0,00010752	1706,96000000	832,00000000	874,96000000
Статус	Остаток ХЕМ	% от Депозита	Цена ХЕМ	Объем ХЕМ	Объем BTC	Профит (BTC)
x	84,00000000	50	0,00054001	84,00000000	0,22792516	0,13913159
5	% Профита	Средняя (B)	Фиксация (B)	fix Объем ХЕМ	E Объем ХЕМ	Профит (ХЕМ)
	61	0,00024883	0,00009704	2349,72000000	916,00000000	1433,72000000

В таблице 12 приведены схожие как в таблице 11 параметры, однако операцией набора объема являются – продажи.

В соответствии с проведенным моделированием предлагается в автоматических торговых стратегиях использовать адаптивную балансированную фиксацию прибыли одновременно в базовом и котируемом активе. Это позволит получать прирост в каждом активе на парном трейдинге даже за один выполненный торговый цикл независимо от тренда.

Проведенные исследования позволяют получить представление о реакции торгового робота на экстремальные рыночные условия с целью установления границ и ценовых диапазонов применения, а также для подбора оптимальных параметров и настроек.

### **5.3 Используемые программные средства при проектировании системы, облачные технологии и кроссплатформенность**

Go или golang – язык программирования, созданный google изначально для разработки микросервисов. Микросервисы это инновационный с начала десятых годов подход к проектированию программных продуктов путём разделения их на модули, которые могут работать независимо друг от друга.

Например, при разработке приложения для финансовых операций, в котором можно выделить несколько модулей, один из которых - обработка транзакций, но есть также модули работы с портфелем активов и мониторинга финансовых показателей. В парадигме микросервисов эти части программы могут размещаться на разных виртуальных вычислительных машинах, которые могут в общем случае располагаться на серверах и датацентрах по всему миру, а обмен информацией между ними осуществляется по защищённой сети. Это обусловлено различной нагрузкой на узлы: сбой в модуле мониторинга не должен влиять на выполнение транзакций, и наоборот: пиковая нагрузка на модуль транзакций в данный момент времени не должна оказывать негативного воздействия на модуль мониторинга.

Данный подход в настоящее время стал находить все большее применение в разработке программного обеспечения. Это привело к возникновению большого сообщества программистов, разработчиков и исследователей, использующих его для решения разного рода задач. Язык Go предоставляет гибкую иерархически свободную систему, которая позволяет повторно использовать код с минимальными затратами на рефакторинг. Это все еще объектно-ориентированное развитие, но без традиционных недостатков. Разработчики встраивают типы для повторного использования функциональности в шаблон дизайна, называемый композицией. Другие языки используют композицию, но часто она глубоко привязана к наследству, что может усложнить и усложнить ее использование. В Go типы состоят из более мелких типов, что контрастирует с традиционными моделями, основанными на наследовании, например, в Java или C++ [185].

Go предлагает молниеносно быстрые компиляции с помощью интеллектуального компилятора и упрощенных алгоритмов разрешения зависимостей. При сборке программы на языке Go, компилятору достаточно «видеть» только те библиотеки, которые вы включаете напрямую, а не пересекать зависимости всех библиотек, которые входят во всю цепочку зависимостей, таких как Java, C и C++. Следовательно, многие приложения Go компилируются менее чем за секунду. Все дерево исходных текстов Go компилируется на современном оборудовании менее чем за 20 секунд.

Кроме того, Go имеет уникальную реализацию интерфейса, который позволяет моделировать поведение, а не типы моделей. Компилятор выполняет работу по определению того, удовлетворяют ли значения типов интерфейсам, которые используются. Многие интерфейсы в стандартной библиотеке Go очень малы и содержат всего несколько функций. На практике это занимает некоторое время, чтобы привыкнуть, особенно если программирование осуществляется на объектно-ориентированных языках, таких как Java.

Одна из самых трудных задач программиста – написать приложение, эффективно использующее доступные ресурсы оборудования, на котором он работает. Современные компьютеры имеют много ядер, но большинство языков программирования не имеют эффективных инструментов для простого использования этих дополнительных ресурсов. Они часто требуют большого количества кода для синхронизации потоков, который подвержен ошибкам [233].

Поддержка параллелизма Go является одной из сильнейших его особенностей. Горутины (goroutine) похожи на потоки, но потребляют гораздо меньше памяти и требуют меньше кода для использования. Каналы - это структуры данных, которые позволяют отправлять набранные сообщения между горутинами с встроенной синхронизацией. Это облегчает программирование модели, когда отправляются данные между горутинами, вместо того, чтобы позволять соперничать за использование одних и тех же данных. Эти особенности отражены на рисунке 5.3.



Рисунок 5.3 – Выполнение нескольких горутин на одном потоке ОС

Горутины – это функции, которые выполняются одновременно с другими Горутинами, включая точку входа в пользовательскую программу [233]. В других языках программирования высокого уровня можно использовать потоки для выполнения того же самого, но в Go многие программы выполняются на одном потоке. Например, если необходимо разработать веб-сервер с одновременной обработкой множества разные веб-запросы, придется написать



много дополнительного кода для использования потоков на языке C или Java. В Go библиотека net/http имеет встроенную параллельную работу с использованием Горутинов. Горутины потребляют меньше памяти, чем потоки, и время выполнения Go будет автоматически планировать выполнение Горутинов в соответствии с набором настроенных логических процессоров. Каждый логический процессор привязан к одному потоку ОС, как представлено на рисунке 5.3. Это делает установку намного более эффективной при значительно меньших затратах на разработку.

InfluxDB – это база данных временных рядов с открытым исходным кодом и дополнительными закрытыми исходными частями, разработанная InfluxData. Продукт написан на языке программирования Go и оптимизирован для работы с данными временных рядов. Он содержит SQL-подобный язык запросов. Открытая версия, а именно TICK Stack представлена в виде схемы на рисунке 5.4

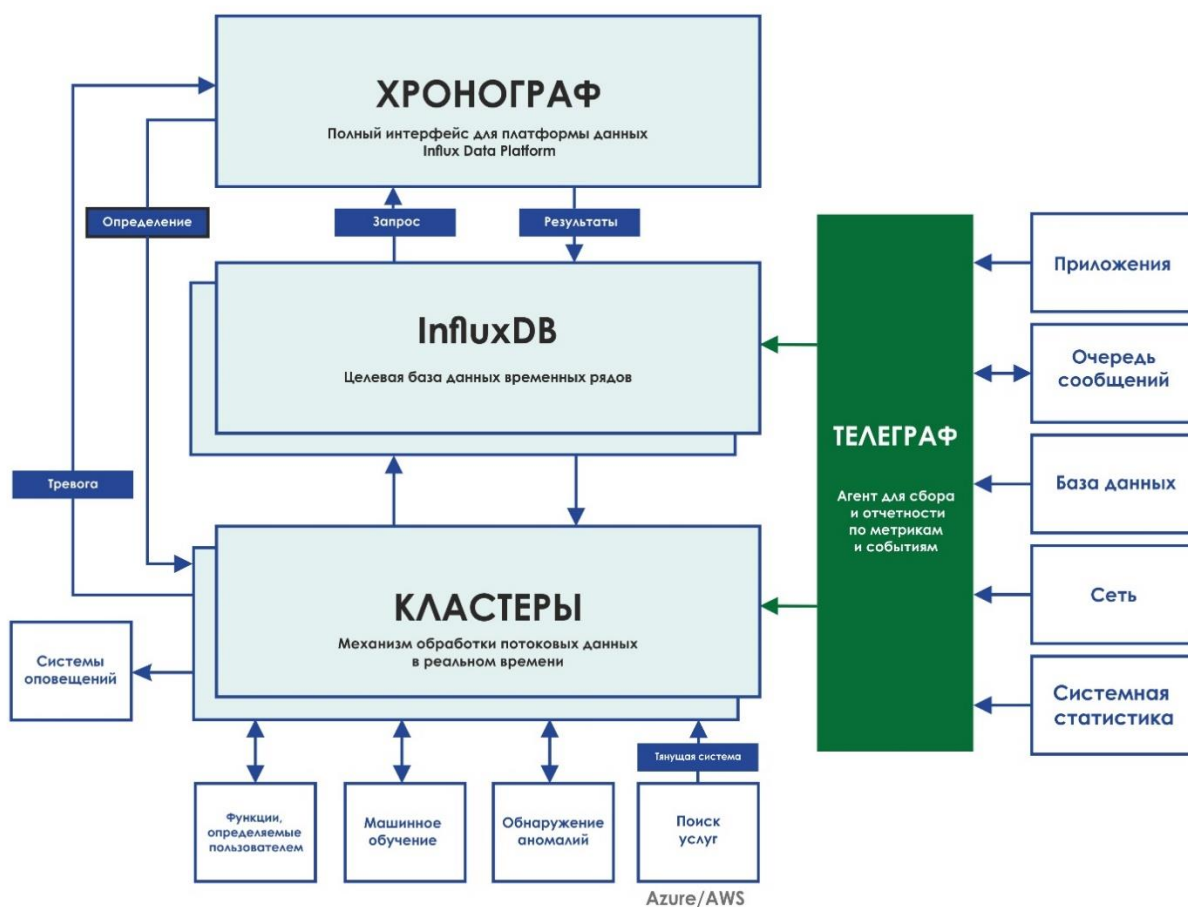


Рисунок 5.4 – Схема работы сервера InfluxDB

Схема работы сервера на рисунке 5.4 предоставляет собой платформу базы данных с полным рабочим циклом, включающую в себя ядро InfluxDB, и может работать на облаке и в помещении на одном узле.

Версии с закрытыми исходными кодами InfluxEnterprise (IE) и InfluxCloud (IC) предлагают дополнительные функции, такие как высокая доступность, масштабируемость, резервное копирование и восстановление и работают либо в помещениях (IE), либо в облаке (IC) [284].

Шардинг - это горизонтальное разделение данных в базе данных. Каждый раздел называется осколок (от англ. shard). InfluxDB хранит данные в группах осколков, которые организованы в соответствии с политикой хранения и хранят данные с метками времени, которые находятся в пределах определенного временного интервала. Длительность вышеуказанного интервала времени зависит от продолжительности срока действия политики сохранения (retention policy) [272]. Длительность группы осколков по умолчанию составляет 1 час для политики хранения менее 2 дней, 1 день для политики от 2 дней до 6 месяцев и 7 дней для политики более 6 месяцев. Продолжительность хранения группы осколков важна для эффективного удаления осколков. Например, если политика хранения рассчитана на 10 часов, нет смысла производить шардинг данных на 5-часовые интервалы. Однако, небольшая длительность хранения группы осколков при больших оборотах может повредить сжатию и скорости.

InfluxDB использует собственную структуру данных – Time Structured Merge Tree (TSM Tree). Однако InfluxDB использует различные форматы хранения данных в различных версиях. Первоначально использовалась база данных LevelDB (база данных на основе LSM), которая оптимизирует скорость записи и предлагает встроенное сжатие. Однако база данных LevelDB не предоставляет функции горячего резервного копирования, что означает, что для ее безопасного копирования необходимо закрыть базу данных. По этой причине InfluxDB использовал варианты LevelDB, такие как RocksDB и HyperLevelDB, которые также используют деревья LSM. Однако удаление деревьев LSM

является затратной операцией, и БД временных рядов требует удаления в больших масштабах из-за автоматического сохранения данных. Поэтому InfluxDB использует на альтернативную структуру данных – дерево B+. Ранее в качестве базового движка для хранения данных использовался VoltDB, который может работать несколько хуже при записи, но обеспечивает повышенную стабильность и надежность. Однако, при увеличении размера базы данных начнется резкое увеличение количества операций ввода-вывода в секунду (IOPS). Впоследствии команда InfluxDB решила создать свой собственный формат хранения - дерево TSM. Дерево TSM похоже на дерево LSM в том смысле, что оно использует предварительную запись журнала, индексные файлы только для чтения, и иногда выполняет сжатия для объединения индексных файлов. Также TSM предлагает лучшую степень сжатия (в 45 раз больше места на диске по сравнению с деревом B+).

#### **5.4 Способы повышения эффективности систем управления ЦФА**

С учетом проведенных исследований сделан вывод, что прогнозирование временных рядов стоимостных показателей криптовалют возможно и необходимо применять в качестве вспомогательной функции для анализа и получения рекомендаций по настройке параметров системы. С помощью результатов прогнозирования система в режиме реального времени учитывает выявленные экономические паттерны, закономерности и их вероятностную оценку; осуществляет мониторинг уровней волатильности, силы направленности трендов и других параметров. Все это позволяет своевременно адаптивно корректировать параметры самой системы управления активами.

Основным является подход, при котором система будет работать независимо от направления движения рынка [132], а прогнозирование используется в качестве аналитической и вспомогательной функции. Эффективность реализованной системы предъявляет требования к объемам управляемых активов и стоимости выполнения торговых операций (комиссий биржи – fee). Качество работы системы можно описать ее эффективностью,

которая определяется выгодой от закрытой сделки (торгового цикла) за вычетом стоимости выполнения сделки. Это примерно около 0,3% с закрытого цикла.

Оценка эффективности разработанной системы управления торowymi операциями с цифровыми валютами, обеспечивающей динамичное распределение и хеджирование рисков обесценивания портфеля активов, приведена в таблице 13. Для расчета реперными точками послужили отметки: декабрь 2013 года – 1136, декабрь 2018 года – 3500, декабрь 2020 года – 19100 и декабрь 2023 года - 43700 долларов США за единицу базового актива – биткоина.

Таблица 13 – Сравнительная оценка доходности

Параметры доходности	Минимальная доходность разработанной системы – 12%, 10 лет	Минимальная доходность разработанной системы – 12%, 5 лет	Минимальная доходность разработанной системы – 12%, 3 года	HODL, 10 лет, среднее год.	HODL 5 лет, среднее год.	HODL 3 года, среднее год.
Базовый актив, BTC	3,105	1,762	1,405	2	2	2
Котируемый актив, доллар США	3526	6168	26834	0	0	0
Общая доходность, %	6127%	2376%	461%	3846%	1248%	228%
Среднегодовая доходность, %	612%	475%	153%	384%	249%	76%

Сравнительное исследование показало существенное преимущество разработанной системы управления управления цифровыми валютами по сравнению с покупкой и хранением на различных интервалах времени. Технология удержания, известная в сообществе пользователей криптовалют как «hodl» (произошло от англ. hold - удерживать) часто используется как наименее рискованная и эффективная стратегия накопления капитала в цифровой валюте.

Таким образом, выше показана эффективность метода безпрогнозного принятия торговых решений на интервалах 3, 5 и 10 лет для основной по капитализации криптовалюты – биткоин. На основе анализа стоимостной динамики криптовалютной пары биткоин к доллару США выполнено моделирование при условии покупки одной единицы цифровой валюты –

биткоин и соответствующего эквивалента в фиатной фидуциарной валюте – доллару США.

Повысить эффективность системы можно с помощью адаптации к будущим всплескам на рынке, то есть регулируя ее чувствительность через параметры, приведенные в главе 4. С помощью подстройки этих параметров в соответствии с рынком можно добиться повышения уровня доходности с закрытого цикла. Для этого необходимо производить оценку текущей динамики изменения рынка и возможной перспективы.

Волновая теория описывает социодинамику и экономические процессы, где движение стоимостных показателей принимает форму волн - пятиволновая импульсная трендовая структура или трехволновая коррекционная. Опираясь на уровни Фибоначчи, становится возможным выявить закономерность, которая позволяет составить прогноз дальнейшей динамики движения курса цифрового актива (рисунок 5.5).



Рисунок 5.5 – Результаты технико-экономического анализа

Как приведено на рисунке 5.5, можно отслеживать уровни разворота стоимостных показателей (в приведенном случае стоимости bitcoin), чтобы выявить закономерности и возможные паттерны с целевыми значениями. При достижении некоторых уровней результаты технико-экономического анализа могут получить альтернативную оценку (рисунок 5.6), поэтому важно проводить вероятностную и статистическую оценку набора возможных исходов.



Рисунок 5.6 – Результаты технико-экономического анализа

Прогнозирование временных рядов стоимостных показателей в системе автоматизированного финансового мониторинга осуществляется с помощью комбинированного алгоритма, основанного на совместном применении аппарата вейвлет-преобразования и аппарата искусственных нейронных сетей. Кроме этого, математический аппарат включает методы многомасштабного анализа сигналов и временных рядов, методы математической статистики, теории случайных процессов. Проведен анализ торговых пар к традиционным валютам и ЦФА для оценки их влияния на эффективность управления инвестиционным портфелем.

Отмечается, что при разработке и использовании программного обеспечения для создания систем по управлению ЦФА необходимо учитывать проблемы, которые могут возникать при использовании стороннего программного обеспечения, например – Bitcoin QT trader [268], проблемы задержек в сети при отклике биржи, к которым может быть чувствителен торговый робот и проблемы подключения с использованием прокси серверов из-за блокировок интернет-подключения. Кроме этого, существует проблема частичного исполнения ордеров, юридические ограничения криптовалютных бирж и систем биржевого регулирования для финансовых институтов по типу KYC (known your clients, знай своего клиента).

## 5.5 Выводы

В соответствии с проведенными исследованиями и разработками были получены практические рекомендации, сформировано программно-методическое обеспечение для проектирования систем управления цифровыми валютами. Для повышения стабильности и эффективности системы, разрабатываемой в рамках предложенной методологии предлагается набор решений. Они учитывают требования к кроссплатформенности, применение облачных технологий и специфику области применения.

Таким образом, разработано программно-методическое обеспечение системы управления цифровыми финансовыми активами, которое позволяет производить численное исследование и моделирование синтетических тестов торговых стратегий на исторических значениях стоимостных показателей для оценки реакции системы и ее эффективности при разных условиях, что обеспечивает возможность адаптивной регулировки параметров работа с учетом динамики рынка (волатильности, волн, закономерностей и др.).

В результате была создана адаптивная программная система управления портфелем цифровых валют, прогнозирования и финансового мониторинга, а также платформа для тестирования торговых стратегий. Таким образом, разработанная система верифицирует предложенную методологию, которая позволяет проектировать системы управления цифровыми финансовыми активами, обеспечивающие динамичное распределение и хеджирование рисков обесценивания ПА. Реализованная система генерирует от 12% до 40% прибыли совокупно в базовом и котируемом активе за 1 год.

## Заключение

В результате комплекса проведенных исследований по разработке и совершенствованию моделей управления торговыми операциями с цифровыми финансовыми активами, а также реализующих их информационно-аналитических систем, учитывающих закономерности и особенности стоимостной динамики криптовалюты, были получены следующие основные результаты и выводы:

1. Получены результаты исследования группы цифровых валют, отличающиеся сравнительным анализом криптоактивов, позволяющие провести оценку их влияния на эффективность управления инвестиционным портфелем. Рассмотрен как материнский биткоин, так и его производные единицы.

2. Создана методология проектирования систем управления цифровыми финансовыми активами, отличающаяся применением гибридного метода беспрогнозного принятия решений, позволяющая повысить доходность ПА и минимизировать риски потери покупательской способности актива.

3. Разработана математическая модель временных рядов, информационных функций и сигналов, отличающаяся возможностью обработки динамично изменяющихся нестационарных временных рядов уровней стоимостных показателей ПА, позволяющая представить трендовые структуры и закономерности.

4. Разработан алгоритм сглаживания временного ряда с использованием вейвлет-обработки для анализа трендовых и периодических структур в экономических процессах, который позволяет снизить погрешность представления данных на 7...9% по сравнению с исходным рядом.

5. Создан метод автоматизированного мониторинга, отличающийся возможностью регистрации и предварительной обработки временных рядов данных стоимостных показателей ПА, позволяющий ослабить случайные вариационные компоненты по критерию сигнал/шум.



6. Метод автоматизированного мониторинга данных стоимостных показателей ПА позволяет произвести предварительную обработку временных рядов с трешолдингом, что обеспечивает снижение риска получения недостоверных данных на 7% при прогнозировании стоимостных показателей.

7. Разработан алгоритм прогнозирования значений временных рядов, отличающийся объединением подходов искусственного интеллекта, регрессионного анализа и технико-экономического анализа, позволяющий повысить эффективность выявления закономерностей изменения рынка.

8. Алгоритм прогнозирования, реализованный на базе ИНС совместно с предварительной вейвлет-обработкой позволяет повысить точность прогнозирования стоимостных показателей до 77-86% и расширить горизонт предсказания на 20-30% по сравнению с известными системами и методами. Помимо прогнозирования тренда временных рядов стоимостных показателей, становится возможным прогнозирование экономико-технических фигур и паттернов.

9. Метод трендового управления цифровыми валютами при выполнении торгового цикла обеспечивает прирост депозитарного объёма в интервале от 0,3 до 1 % в зависимости от задаваемых параметров.

10. Методология позволяет проектировать системы управления цифровыми финансовыми активами, обеспечивающие динамичное распределение и хеджирование рисков обесценивания ПА. Реализованная система генерирует от 12% до 40% прибыли совокупно в базовом и котируемом активе за 1 год.

11. Программно-методическое обеспечение системы управления цифровыми финансовыми активами позволяет производить численное исследование и моделирование синтетических тестов торговых стратегий на исторических значениях стоимостных показателей для оценки реакции системы и ее эффективности при разных условиях, что обеспечивает возможность

адаптивной регулировки параметров работа с учетом динамики рынка (волатильности, волн, закономерностей и др.).

Проведенные исследования позволяют предупреждать и минимизировать финансовые риски потери покупательской способности инвестиционного ПА. Возможно использование полученных результатов исследований в других прикладных направлениях, где применим анализ временных рядов.

Реализованный подход управления инвестициями ориентирован применительно непосредственно к спотовому рынку новейшего класса активов цифровой экономики, что позволяет контролировать финансовые риски. К потенциально слабым сторонам системы можно отнести возможные удлинения временных интервалов торговых циклов, что приводит к затяжному закрытию цикла, но как правило исключает потери. Это связано с цикличной активностью рынков и является неизбежным повторяющимся нестационарным случайным явлением.

Реализованная система работает в реальном времени на криптоактивах в тестовом режиме с 2017 года. В третьем квартале 2018 программное обеспечение доработано для осуществления торговых операций без использования стороннего программного обеспечения. В штатном режиме система введена в строй автономно с января 2019 г.

Предложенная в работе структурная схема реализации нейросетевого прогнозирования изменений параметров временных рядов и непрерывных функций с предварительной вейвлет-обработкой обеспечивает возможность более эффективного мониторинга исследуемых процессов в экономических системах. Также, в дальнейшем с помощью ИНС становится возможным прогнозировать временной ряд экономического процесса, выявляя технико-экономические фигуры с динамической вероятностной оценкой. В таком случае, ИНС позволит получить не только направление, но и опорные реперные точки разворота и изменения тренда движения цены.

Благодаря адаптивному web-интерфейсу, возможно вести удаленный мониторинг с любого устройства с доступом в глобальную сеть Интернет, независимо от вида операционной системы.

С помощью разработанных алгоритмов исследованы массивы стоимостных показателей и проведена оценка экономического эффекта разработки. В работе задействован аппарат статистического анализа, вейвлет-обработки, реализованы искусственные нейронные сети и множество программных комплексных решений с применением последних языков программирования, web-разработки и облачных вычислений.

Продолжаются научно-исследовательские работы по созданию гибридной и высокочастотной HFT (high frequency trading) модели автоматической системы управления для всё увеличивающегося обращения активов цифровой экономики. Это позволит повысить эффективность разработанной и исследованной безпрогнозной модели, нивелируя временные и расчетные задержки. Техническое совершенствование существующих торговых платформ и сетевых линий связи, которые в настоящее время накладывают определённые ограничения, позволит более полно раскрыть потенциал реализованной модели управления.

Применение реализованных и продолжающихся исследований дает возможность проводить эффективные биржевые операции в режиме реального времени на основе взаимодействия с мировыми торговыми площадками. Также, результаты исследований сопутствуют более повсеместной интеграции технологии блокчейн, повышению инвестиционной культуры и решению проблемы эффективного управления активами цифровой экономики в России.

Результаты проведенной работы защищены патентным правом и могут быть коммерциализованы. В результате проведенных исследований может быть получена продукция (программное обеспечение), конкурентоспособная по техническим и технологическим параметрам.

## Литература

1. Автоматизированные информационные технологии в экономике: учебник / под ред. проф. Г.А. Титоренко. – М.: ЮНИТИ, 2006. – 399 с.
2. Автоматизированные системы управления промышленными производствами: монография / Е. П. Догадина, А. Н. Коноплёв, А. А. Белов, Ю. А. Кропотов, А. Ю. Проскуряков – М.-Берлин: Директ-Медиа, 2017. – 343 с. ISBN 978-5-4475-8776-5.
3. Алгоритмы автоматизированных систем экологического мониторинга промышленных производств: монография / А.А. Белов, Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков, – М.-Берлин: Директ-Медиа, 2015. - 121 с. ISBN 978-5-4475-5245-9.
4. Адаптивные фильтры / Под ред. К.Ф.Н. Коуэна и П.М. Гранта. – М.: Мир, 1988. – 392 с.
5. Алгоритмы и программы восстановления зависимостей / Под. ред. В.Н. Вапника. – М.: Наука, 1984. – 816 с.
6. Алексеев, В.М. Оптимальное управление / В.М. Алексеев, В.М. Тихомиров, С.В. Фомин – М.: Физматлит, 2007. – 408 с.
7. Андерсон, Т. Статистический анализ временных рядов. – М.: Мир, 1976. – 756 с.
8. Андреев, Н.И. Корреляционная теория статистически оптимальных систем. – М.: Наука, 1966. – 454 с.
9. Андреев, Н.И. Теория статистически оптимальных систем управления. –М.: Наука, 1980. – 416 с.
10. Аоки, М. Оптимизация стохастических систем. М.: Наука, 1971. – 424 с.
11. Астафьева, Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения // Успехи физических наук, 1996. Т.166, №11. С.1145-1170.

12. Ахмед, Н. Ортогональные преобразования при обработке цифровых сигналов / Н. Ахмед, К.Р. Рао. – М.: Связь, 1980. – 248 с.
13. Беллман, Р. Дифференциально-разностные уравнения / Р. Беллман, К. Кук. – М.: Мир, 1967. – 548 с.
14. Белов, А.А. Исследование вопросов моделирования систем обмена информацией с дискретным и распределенным запаздыванием и задержанной обратной связью // Системы управления, связи и безопасности / А.А. Белов, В.А. Ермолаев, Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков. 2019. №3. С. 220-238. DOI: 10.24411/2410-9916-2019-10311.
15. Белов, А.А. Методы оценивания периода временного ряда дискретного представления непрерывной функции / Известия высших учебных заведений / А.А. Белов, Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков. Физика, 2015.-Том 58.- №8/2.-с. 297-300.
16. Белов, А.А. Прогнозирование изменений параметров временных рядов в цифровых информационно-управляющих системах // Информационные системы и технологии / А.А. Белов, Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков. – Орел: ОрелГТУ, 2019. №6(116). С. 55-65.
17. Бендат, Дж. Прикладной анализ случайных данных / Дж. Бендат, А. Пирсол –М.: Мир, 1989. – 540 с.
18. Бертсекас, Д. Условная оптимизация и методы множителей Лагранжа. – М.: Радио и связь, 1987. – 400 с.
19. Блаттер, К. Вейвлет-анализ. Основы теории. – М.: Техносфера, 2006. – 272 с.
20. Блейхут, Р. Быстрые алгоритмы цифровой обработки сигналов: Пер. с 241 англ. – М.: Мир, 1989, - 448 с., ил.
21. Блокчейн в Сбербанке [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://tadviser.ru/a/365926> (дата обращения: 17.04.2023).
22. Блокчейн для бизнеса /У. Могайар, В. Бутерин. - М.:Эксмо, 2017 – 224 с.

23. Бокс, Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. / Дж. Бокс, Г. Дженкинс // Выпуски 1 и 2. – М.: Мир, 1974. – 408 с.
24. Болдырев, С. В. Фильтрация сигналов посредством вейвлет-преобразования в нейросетевых системах классификации образов: дис. канд. техн. наук.: 05.13.18 / Болдырев Сергей Владимирович. – Ставрополь, 2012. – 177 с.
25. Бордовский, Г.А. Физические основы математического моделирования / Г.А. Бордовский, А.С. Кондратьев, А.Д.Р. Чоудери. – М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 320 с.
26. Боровков, А.А. Математическая статистика. – М.: Наука, 1984. – 472 с.
27. Бриллинджер, Д. Временные ряды. Обработка данных и теория. – М.: Мир, 1980. – 536 с.
28. Булашев, С. В. Статистика для трейдеров -М.: Компания Спутник+, 2003. – 245с.
29. Ван Трис, Г. Синтез оптимальных нелинейных систем управления. – М.: Мир, 1964. – 168 с.
30. Вапник, В.Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. – М.: Наука, 1979. – 448 с.
31. Вапник, В.Н. Принципы оценивания плотности распределения вероятности // Л. Деврой, Л. Дьёрфи. Непараметрическое оценивание плотности. L1-подход. – М.: Мир, 1988. – 408 с.
32. Вапник, В.Н. Непараметрические методы восстановления плотности вероятности / В.Н. Вапник, А.Р. Стефанюк // Автоматика и телемеханика, № 8, 1978, с. 38-52.
33. Взлет и падение Mt. Gox: Что нужно помнить 7 лет спустя [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cryptocurrency.tech/vzlet-i-padenie-mt-gox-chto-nuzhno-pomnit-7-let-spustya/> (дата обращения 28.03.2023)
34. Винер, Н. Нелинейные задачи в теории случайных процессов. – М.: Мир, 1961. – 159 с.

35. Вольтерра, В. Теория функционалов, интегральных и интегро-дифференциальных уравнений. – М.: Наука, 1982. – 304 с.
36. Геворкян, Э.А. Математические инструменты в экономических исследованиях. – М.: URSS 2017. – 328 с.
37. Герр, Н.Л. Распределение Вигнера третьего порядка // ТИИЭР, т. 76, № 3, 1988, с. 93 – 95.
38. Голд, Б. Цифровая обработка сигналов / Б. Голд, Ч. Рэйдер. – М.: Советское радио, 1973. – 368 с.
39. Голуб, Дж. Матричные вычисления / Дж. Голуб, Ч. Ван Лоун. – М.: Мир, 1999. – 548 с.
40. Голубев, Г.К. Об оценивании временной задержки сигнала при мешающих параметрах // Проблемы передачи информации, том. XXV, вып. 3, 1989, с. 3-12.
41. Гоноровский, И.С. Радиотехнические цепи и сигналы: учебник для высших учебных заведений / И.С. Гоноровский. – М.: «Радио и связь», 1986. – 512 с.
42. Горовиц, А.М. Синтез систем с обратной связью. – М.: Советское радио, 1970. – 600 с.
43. Граничин, О.Н. Оценивание параметров линейной регрессии при произвольных помехах // Автоматика и телемеханика. 2002, №1, с. 30-41.
44. Граничин, О.Н. Рандомизированные алгоритмы оценивания и оптимизации при почти произвольных помехах / О.Н. Граничин, Б.Т. Поляк. – М.: Наука, 2003. – 296 с.
45. Грешилов, А.А. Некорректные задачи цифровой обработки информации и сигналов. – М.: Логос, 2009. – 360 с.
46. Гроп, Д. Методы идентификации систем. – М.: Мир, 1979. – 304 с.
47. Гурецкий, Х. Анализ и синтез систем управления с запаздыванием. – М.: Машиностроение, 1974. – 328 с.

48. Д'Анжело. Линейные системы с переменными параметрами. Анализ и синтез. – М.: Машиностроение, 1974. – 288 с.
49. Деврой, Л. Непараметрическое оценивание плотности. L1-подход / Л. Деврой, Л. Дьёрфи. – М.: Мир, 1988. – 408 с.
50. Демиденко, Е.З. Оптимизация и регрессия. – М.: Наука, 1989. – 296 с.
51. Децентрализованный финансовый протокол для обмена криптовалют dYdX [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://dydx.exchange/> (дата обращения 28.03.2023).
52. Децентрализованный финансовый протокол для обмена криптовалют Pancakeswap [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://pancakeswap.finance/> (дата обращения 28.03.2023).
53. Децентрализованный финансовый протокол для обмена криптовалют Uniswap [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://uniswap.org/> (дата обращения 28.03.2023).
54. Джиган, В.И. Многообразие алгоритмов адаптивной фильтрации по критерию наименьших квадратов // Современная электроника, 2008, №3, с. 32-39.
55. Догадина, Е.П. Математическая модель функционирования производственных процессов с учетом их особенностей / Е.П. Догадина, Н.Е. Холкина // Системы управления, связи и безопасности. 2016. №1, с. 1-9.
56. Доугерти, К. Введение в эконометрику. – М.: ИНФРА-М, 2010. – 465 с.
57. Дремин, И.М. Вейвлеты и их использование / И.М. Дремин, О.В. Иванов, В.А. Нечитайло // Успехи физических наук. Т. 17. №5. 2001, с. 465-501.
58. Дуброва, Т. А. Статистические методы прогнозирования в экономике: учебное пособие / Т.А. Дуброва. - Москва : ЕАОИ, 2011. - 171 с.
59. Еремин, Д.М. Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления / Д.М. Еремин, И.Б. Гарцеев - М.: МИРЭА, 2004. - 75 с. - ISBN 5-7339-0423-2.



60. Ермолаев, В.А. Интерполяционные восстанавливающие фильтры: метод динамической интерполяции // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2002, №2, с.39-42.

61. Ермолаев, В.А. Моделирование нейронных систем и сетей функционально-дифференциальными уравнениями / В.А. Ермолаев, Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков // Сборник трудов по материалам VI Международной конференции и молодежной школы. ИТНТ-2020. 2020. Т.4. с. 410-417.

62. Ермолаев, В.А. Построение моделей систем обмена информацией с дискретным и распределённым запаздыванием и задержанной обратной связью / В.А. Ермолаев, Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков // Компьютерная оптика – 2020. – Т. 44, № 3. – С. 454-465. – DOI: 10.18287/2412-6179-СО-655.

63. Ермолаев, В.А. Проблемы анализа точности и прецизионности нейронных моделей прогнозирования временных рядов / В.А. Ермолаев, А.Ю. Проскуряков, А.Е. Миловидов // ИНФО-2021. Сборнике трудов XVII Международной научно-практической конференции, 2020 «Инновационные, информационные и коммуникационные технологии» ИНФО-2020, с. 335-338.

64. Зосимов, В.В. Фракталы в волновых процессах / В.В. Зосимов, Л.М. Лямшев // УФН, 1995, том 165, № 4, с. 361-401.

65. Иванов, В.К. Теория линейных некорректных задач и ее приложения / В.К. Иванов, В.В. Васин, В.П. Танана. – М.: Наука, 1978. – 206 с.

66. Интегратор финансовых рынков CoinGecko [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.coingecko.com/ru/global-charts> (дата обращения 28.03.2023).

67. Казаков, И.Е. Методы оптимизации стохастических систем / И.Е. Казаков, Д.И. Гладков. – М.: Наука, 1987. – 304 с.

68. Калиткин, Н.Н. Численные методы. – М.:Наука, 1978. – 512 с.

69. Калман, Р.Е. Идентификация систем с шумами // УМН, 1985, т. 40, вып. 4(244), с. 27-41.

70. Кассам, С.А. Робастные методы обработки сигналов: Обзор / С.А. Кассам, Г.В. Пур // ТИИЭР, т. 73, №5, 1985, с. 54-110.
71. Катковник, В. Я. Линейные оценки и стохастические задачи оптимизации. – М.: Наука, 1976. – 488 с.
72. Катковник, В.Я. Методы алгоритмической оптимизации // Методы исследования нелинейных систем автоматического управления. – М.: Наука, 1975. – 448 с.
73. Катковник, В.Я. Непараметрическая идентификация и сглаживание данных: метод локальной аппроксимации. М.: Главная редакция физико-математической литературы, 1985. – 336 с.
74. Кашьяп, Р.Л. Построение динамических стохастических моделей по экспериментальным данным / Р.Л. Кашьяп, А.Р. Рао. – М.: Наука, 1983. – 384 с.
75. Колпаков, А. А. Повышение производительности многопроцессорных вычислительных систем с гетерогенной архитектурой / А.А. Колпаков, Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков // Системы управления, связи и безопасности, 2016.-№3, с. 247-257.
76. Корноушенко, Е.К. Восстановление входных сигналов в дискретных линейных нестационарных системам по накопленным данным // Автоматика и телемеханика, 1992, № 12, с. 40-54.
77. Косоруков, О.А. Исследование операций. – М.: Экзамен, 2003. – 448 с.
78. Кропотов, Ю.А. Вейвлет-обработка временных рядов для повышения точности представления информации / Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Сборник трудов IV международная конференция и молодежная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» ИТНТ-2018, 2018, с. 1499-1507.
79. Кропотов, Ю.А. Метод прогнозирования изменений параметров временных рядов в цифровых информационно-управляющих системах / Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Компьютерная оптика. 2018. том. 42. № 6, с. 1093-1100.

80. Кропотов, Ю.А. Методы определения максимального периода дискретного представления непрерывной функции в системах мониторинга / Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Инновации на основе информационных и коммуникационных технологий: Материалы международной научно-практической конференции. / Научн. ред. А.Н. Тихонов; Общ. ред. С.У. Увайсов; Отв. ред. И.А. Иванов - М.: НИУ ВШЭ, 2015, с. 148-151.

81. Кропотов, Ю.А. Многоканальная система обработки дискретных последовательностей / Ю.А. Кропотов, А.А. Колпаков, А.А. Белов, А.Ю. Проскуряков. Инновационные, информационные и коммуникационные технологии: Сборник трудов XIII Международной научно-практической конференции. /под редакцией С.У.Увайсов - Москва: Ассоциация выпускников и сотрудников ВВИА им. проф. Жуковского, 2016, с.283-286. ISSN 2500-1248.

82. Кропотов, Ю.А. Обработка и прогнозирование временных рядов в цифровых системах телекоммуникаций и информационных системах управления / Ю.А. Кропотов, А.А. Белов, А.Ю. Проскуряков // Вестник Брянского государственного технического университета. 2017. № 4 (57), с. 65-74.

83. Кропотов, Ю.А. Обработка временных рядов с применением вейвлет-преобразований для повышения точности представления информации / Ю.А. Кропотов, А.А. Белов, А.Ю. Проскуряков // Вестник Брянского государственного технического университета. 2018. № 8 (69), с. 67-75.

84. Кропотов, Ю. А. Прогнозирование изменений параметров временных рядов в цифровых информационно-управляющих системах / Ю.А. Кропотов, А.А. Белов, А.Ю. Проскуряков // Системы управления, связи и безопасности. 2017. №2, с. 1-17.

85. Круглов, В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов - М.: Горячая линия - Телеком, 2001. – 382 с.

86. Крупнейшие кредиторы Mt.Gox решили получить возмещение убытков в биткоине [Электронный ресурс]. Режим доступа:

<https://www.rbc.ru/crypto/news/63ef50799a79475f611f5a2c> (дата обращения 28.03.2023)

87. Лон Вонг. Радикализируя ландшафт рынка ценных бумаг, второе издание 2019 [Электронный ресурс] Режим доступа: [https://files.proximax.io/pub-research/Radicalizing\\_the\\_Equity\\_Market\\_Version\\_2.0\\_\(English\).pdf](https://files.proximax.io/pub-research/Radicalizing_the_Equity_Market_Version_2.0_(English).pdf) (дата обращения: 05.06.2023).

88. Лоран, П.-Ж. Аппроксимация и оптимизация. – М.: Мир, 1975. – 496 с.

89. Лоусон, Ч. Численное решение задач метода наименьших квадратов / Ч. Лоусон, Р. Хенсон. – М.: Наука, 1986. – 232 с.

90. Лукашин, Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 415с.

91. Льюис, К. Д. Методы прогнозирования экономических показателей. Пер. с англ. [и предисл.] Е. З. Демиденко. - Москва: Финансы и статистика, 1986. – 133 с.

92. Льюнг, Л. Идентификация систем. Теория для пользователя. – М.: Наука, 1991. – 432 с.

93. Малла, С. Вейвлеты в обработке сигналов: Пер. с англ. – М.: Мир, 2005. – 671 с.

94. Международный финтех разработчик и провайдер ликвидности для брокерских компаний B2Broker [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://b2broker.com/ru/products/cryptocurrency-exchange-turnkey/> (дата обращения 28.03.2023)

95. Меньшов, И.С. Автоматизированный торговый робот для операций на спотовом рынке криптовалют / И.С. Меньшов, А.Е. Миловидов // Наука и образование в развитии промышленной, социальной и экономической сфер регионов России. IX Всероссийские научные Зворыкинские чтения: сб. тез. докл. Всероссийской межвузовской научной конференции. Муром, 28 апр. 2017 г.– Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2017, с. 575-576.

96. Меньшов, И.С. Задачи и особенности программной реализации при разработке автоматизированного торгового робота / И.С. Меньшов, А.Ю. Проскуряков // Академическая наука – Проблемы и достижения. Материалы XIV международной научно-практической конференции. NorthCharleston, 5-6.12.2017, Vol. 1—NorthCharleston, SC, USA: CreateSpace, 2017, p.147, 66-68 p.

97. Методы исследования нелинейных систем автоматического управления / Под ред. Р.А. Нелепина. – М.: Наука, 1975. – 448 с.

98. Миловидов, А.Е. Анализ и обработка временных рядов финансовых показателей / А.Е. Миловидов, А.И. Ярошенко, И.С. Меньшов, А.Ю. Проскуряков // Topical areas of fundamental and applied research XII: Proceedings of the Conference. North Charleston, 5-6.06.2017, Vol. 1—North Charleston, SC, USA: CreateSpace, 2017, 138-140 p.

99. Миловидов, А.Е. Вариативность нейросетевых инструментов в задаче прогнозирования временных рядов финансовых активов / А.Е. Миловидов, Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков // Инновационные, информационные и коммуникационные технологии: сборник трудов XV Международной научно-практической конференции. / под.ред. С.У.Увайсов – Москва: Ассоциация выпускников и сотрудников ВВИА им. проф. Жуковского, 2019, с. 103-108.

100. Миловидов, А.Е. Прогнозирование изменения параметров временных рядов и непрерывных функций / А.Е. Миловидов, А.Ю. Проскуряков // XVI Всероссийская научная конференция «Нейрокомпьютеры и их применение». Тезисы докладов. – М: МГППУ, 2018, с. 307-308.

101. Миргородский, В.И. О возможности исследования пространственного распределения источников некогерентного излучения с помощью корреляционной обработки / В.И. Миргородский, В.В. Герасимов, С.В. Пешин // Журнал технической физики, 1996, том 66, вып. 5, с. 196-202.

102. Морозов, В.А. Регулярные методы решения некорректно поставленных задач. – М.: Наука, 1987. – 240 с.

103. Мхитарян, В.С. Статистика / В.С. Мхитарян, Т.Н. Агапова, С.Д. Ильенкова, А.Е. Суринов, А.Б. Луппов, Ю.Н. Миронкина; под редакцией В. С. Мхитаряна. — 2-е изд., перераб. и доп. — Москва: Издательство Юрайт, 2023. — 249 с.
104. Невельсон, М.Б. Стохастическая аппроксимация и рекуррентное оценивание / М.Б. Невельсон, Р.З. Хасьминский. — М.: Наука, 1972. — 304 с.
105. Нейросетевые системы управления / В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин. — М.: Высшая школа, 2002. — 184 с.
106. Нестационарные системы автоматического управления: анализ, синтез и оптимизация / Под ред. К.А. Пупкова и Н.Д. Егупова. — М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2007. — 632 с.
107. Новиков, И.Я. Теория всплесков / И.Я. Новиков, В.Ю. Протасов, М.А. Скопина. — М.: Физматлит, 2005. — 616 с.
108. Новикова, М.А. Методика формирования портфеля ценных бумаг с помощью комитетов искусственных нейронных сетей и теории вейвлет-преобразования / М.А. Новикова, З.И. Янчушка [Электронный ресурс]. ВЕСТНИК ОГУ №8 (144) 2012. Режим доступа: [http://vestnik.osu.ru/2012\\_8/27.pdf](http://vestnik.osu.ru/2012_8/27.pdf) (дата обращения 17.04.2023).
109. Оппенгейм, А.В. Цифровая обработка сигналов / А.В. Оппенгейм, Р.В. Шафер. - М.: Техносфера, 2009. — 856 с.
110. Оппенгейм, А.В., Шафер Р.В. Цифровая обработка сигналов: Пер. с англ./ Под ред. С.Я. Шаца.- М.:Связь, 1979. — 416с.
111. Ортега, Дж. Итерационные методы решения нелинейных систем уравнений со многими неизвестными / Дж. Ортега, В. Рейнболдт. — М.: Мир, 1975. — 560 с.
112. Основы программирования на MQL5 / Д. Федосеев [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.mql5.com/ru/articles/2720> (дата обращения: 17.04.2023).

113. Официальный сайт Python [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.python.org/> (дата обращения 16.04.2019).

114. Патент на изобретение № 2600099. Способ нейросетевого прогнозирования изменения значений функции с её предварительной вейвлет-обработкой и устройство его осуществления / А.А. Белов, В.А. Ермолаев, Ю.А. Кропотов, А.Ю. Проскуряков. Заявка №2015110284/08 (016173) от 23.03.2015. Приоритет изобретения 23 марта 2015 г. Зарегистрировано в Государственном реестре изобретений Российской Федерации от 22 сентября 2016 г.

115. Платформа для прогнозирования, моделирования и аналитики больших объемов данных, проводимых в рамках соревнований [Электронный ресурс]. URL: <https://www.kaggle.com/> (дата обращения: 17.04.2023).

116. Платформа для технического анализа TradingView [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://ru.tradingview.com/> (дата обращения 28.03.2023). <https://ru.tradingview.com/chart/hU1TOn67/?symbol=BITSTAMP%3ABTCUSD>

117. Полак, Э. Численные методы оптимизации. Единый подход. – М.: Мир, 1974. – 376 с.

118. Полак, Э., Применение методов полубесконечной оптимизации для синтеза систем автоматического управления: Обзор / Э. Полак, Д.К. Мейни, Д.М. Стимлер // ТИИЭР, т. 72, № 12, 1984, с. 132-153.

119. Поляк, Б.Т. Введение в оптимизацию. – М.: Наука, 1983. – 384 с.

120. Применение цифровой обработки сигналов. Под ред. Э. Оппенгейма. – М.: Мир, 1980. – 552 с.

121. Проскуряков, А.Ю. Автоматизированная система мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств на локальном уровне: дис. канд. техн. наук.:05.11.13 / Проскуряков Александр Юрьевич. – Орел, 2014. – 162 с.

122. Проскуряков А.Ю. Аспекты создания методологии управления цифровыми финансовыми активами. Статистика и Экономика. 2023;20(4):44-54. <https://doi.org/10.21686/2500-3925-2023-4-44-54>.

123. Проскуряков А.Ю. Инструментальные особенности реализации систем управления торговыми операциями над ЦФА. // Инновации и инвестиции. 2023. № 7. С. 421-427. <http://www.innovazia.ru/upload/iblock/a27/4buabop51gb25r6rwoi7grga629lbyye/%E2%84%967%202023%20%D0%98%D0%B8>

124. Проскуряков, А.Ю. Методы определения частоты дискретизации временных рядов прогнозируемых стоимостных показателей в финансовых системах автоматизированного мониторинга / А.Ю. Проскуряков, А.Е. Миловидов // XV Всероссийская научная конференция «Нейрокомпьютеры и их применение». Тезисы докладов. – М: ФГБОУ ВО МГППУ, 2017, с.98-99. ISBN 978-5-94051-136-6.

125. Проскуряков, А.Ю. Методы определения частоты дискретизации временных рядов стоимостных показателей в финансовых системах автоматизированного мониторинга / А.Ю. Проскуряков, А.Е. Миловидов // Наука и образование в развитии промышленной, социальной и экономической сфер регионов России. IX Всероссийские научные Зворыкинские чтения: сб. тез. докл. Всероссийской межвузовской научной конференции. Муром, 17 февр. 2017 г.– Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2017, с. 234-235.

126. Проскуряков А.Ю. Моделирование и верификация алгоритмов роботизированных торговых систем для управления криптоактивами. // Экономика строительства. 2023. № 8. С. 42-47. [http://www.econom-journal.ru/archive/?ELEMENT\\_ID=53480](http://www.econom-journal.ru/archive/?ELEMENT_ID=53480)

127. Проскуряков А.Ю. Моделирование экономических систем цифровых финансовых активов: задачи стабилизации и управления в условиях неопределенности // Научно-технологические исследования. 2023. Т. 24. № 4. С. 73–80. DOI: <https://doi.org/10.18127/j19998465-202304-08>

128. Проскуряков, А.Ю. Модель прогнозирования временных рядов на трехслойном персептроне в информационной системе мониторинга



загрязняющих выбросов / А.Ю. Проскуряков // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2014. – №2. – с. 57-63.

129. Проскуряков А. Ю., Ермолаев В. А. Об инвариантности и чувствительности параметров математических моделей экономических систем // Развитие территорий. 2023. № 2. С. 08—14. DOI: 10.32324/2412-8945-2023-2-08-14.

130. Проскуряков А.Ю. О вариационном подходе и принципе максимума в теории динамических систем. Вестник Российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. 2023;(5):14-24.

131. Проскуряков А.Ю. Прогнозирование изменения параметров временных рядов в задачах цифровой экономики // Актуальные проблемы и перспективы развития радиотехнических и инфокоммуникационных систем. МИРЭА, г. Москва, Часть 1, 2017. – С. 80-93.

132. Проскуряков, А. Ю. Прогнозные и безпрогнозные методы управления цифровыми финансовыми активами. - Текст : электронный / А. Ю. Проскуряков, С. У. Увайсов, Д. В. Бейлекчи // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2021) : сб. тр. по материалам VII Междунар. конф. и молодеж. шк. (г. Самара, 20-24 сент.) : [в 3 т.]. / М-во науки и высш. образования Рос. Федерации, Самар. нац. исслед. ун-т им. С. П. Королева (Самар. ун-т), Ин-т систем обраб. изображений РАН - фил. ФНИЦ "Кристаллография и фотоника РАН. - 2021. - Т. 3, с. 032142.

133. Проскуряков, А.Ю. Сглаживание и предсказание экономических процессов с неопределенными параметрами / А.Ю. Проскуряков, В.А. Ермолаев, Д.В. Бейлекчи // Цифровая экономика. — 2023. — № 2 (23), с. 13-23.

134. Проскуряков, А.Ю. Роль цифровых финансовых активов в цифровой экономике / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Инновационные, информационные и коммуникационные технологии. сборник трудов XVIII Международной научно-практической конференции. Москва, 2022 г. с. 70-72.

135. Проскуряков, А.Ю. Функционально-дифференциальные модели экономических игр с запаздыванием в условиях цифровых технологий / А.Ю. Проскуряков, В.А. Ермолаев // РИСК: Ресурсы, Информация, Снабжение, Конкуренция», 2021. №1, с. 99-102.
136. Пугачев, В.С. Теория случайных функций и ее применение к задачам автоматического управления. – М.: Физматгиз, 1960. – 884 с.
137. Пытьев, Ю. П. Методы математического моделирования измерительно-вычислительных систем. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2002. – 384 с.
138. Рабинер, Л. Теория и применение цифровой обработки сигналов / Л. Рабинер, Б. Гоулд. – М.: «МИР», 1978. – 848с.
139. Резван, В. Абсолютная устойчивость автоматических систем с запаздыванием. – М.: Наука, 1983. – 360 с.
140. Пректер, Р. Волновой принцип Эллиотта. Ключ к пониманию рынка = Elliott Wave Principle: Key to Market Behavior/ Роберт Пректер, Альфред Фрост. – М.: «Альпина Паблишер», 2012. – 270 с. – ISBN 978-5-9614-1837-8.
141. Розенвассер, Е.Н. Чувствительность систем управления / Е.Н. Розенвассер, Р.М. Юсупов. – М.: Наука, 1981. – 464 с.
142. Саттон, Р. С. Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning)/ Ричард С. Саттон, Эндрю Г. Барто. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2017. – 399 с. – ISBN 978-5-94774-351-7.
143. Системы: декомпозиция, оптимизация и управление / Сост. М. Сингх, А. Титли. – М.: Машиностроение, 1986. – 496 с.
144. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ 2017615394. Автоматизированная система контроля и прогнозирования стоимостных показателей экономических систем / А.Ю. Проскуряков. заявл. 30.01.2017 ; опубл 16.05.2017. – 1 с.
145. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ 2019611940. Система автоматического управления депозитом с помощью автономного облачного сервера в инвестиционно-финансовых задачах цифровой

экономики / А.Ю. Проскуряков , И.С. Меньшов, А.Е. Миловидов. заявл. 22.01.2019 ; опублик 07.02.2019. – 1 с.

146. СМАРТ-КОНТРАКТ [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://rspp.ru/upload/iblock/2f9/IPChain%20%D0%A1%D0%BC%D0%B0%D1%80%D1%82-%D0%BA%D0%BE%D0%BD%D1%82%D1%80%D0%B0%D0%BA%D1%82%D1%8B.pdf> (дата обращения 28.03.2023)

147. Смоленцев, Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MatLab / Н.К. Смоленцев. М.: ДМК Пресс, 2005. – 304 с.

148. Современная теория систем управления / Под ред. К.Т. Леондеса. – М.: Наука, 1970. – 512 с.

149. Современные методы идентификации систем / Под ред. П. Эйкхоффа. –М.: Мир, 1983. – 400 с.

150. Солодов, А.В. Линейные автоматические системы с переменными параметрами / А.В. Солодов, Ф.С. Петров. – М.: Наука, 1971. – 620 с.

151. Солодов, А.В. Системы с переменным запаздыванием / А.В. Солодов, Е.А. Солодова. –М.: Наука, 1980. – 384 с.

152. Сравнение MQL5 и QLUA / MetaQuotes Software Corp [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://www.mql5.com/ru/articles/2635> (дата обращения: 17.04.2023).

153. Терехов, В.Ю. Введение в статистическую теорию обратных задач. – М.:Физматлит, 2005. – 376 с.

154. Терехов, С.А. Вейвлеты и нейронные сети. - Лекции по нейроинформатике [Электронный ресурс] Режим доступа: <http://neurolectures.narod.ru/2001/Terekhov-2001.pdf> (дата обращения 17.04.2023).

155. Тихомиров, Н. П. Методы эконометрики и многомерного статистического анализа / Н. П. Тихомиров, О. С. Ушмаев, Т. М. Тихомирова / Под ред.: Полиевктовой Е. В. – М.: Экономика, 2011 г. – 647 с.

156. Тихонов, А.Н. Численные методы решения некорректных задач / А.Н. Тихонов, А.В. Гончарский, В.В. Степанов, А.Г. Ягола. – М.: Наука, 1990. – 232 с.

157. Турчин, В.Ф. Использование методов математической статистики для решения некорректных задач / В.Ф. Турчин, В.П. Козлов, М.С. Малкевич // Успехи физических наук, т. 102, вып. 3, 1970, с. 345-386.
158. Тюкин, И.Ю. Адаптация в нелинейных динамических системах / И.Ю. Тюкин, В.А. Терехов. – М.: Издательство ЛКИ, 2008. – 384 с.
159. Уидроу, Б. Адаптивная обработка сигналов / Б. Уидроу, С. Стирнз. – М.: Радио и связь, 1989. – 440 с.
160. Уилкс, С. Математическая статистика. – М.: Наука, 1967. – 632 с.
161. Федеральный закон "О цифровых финансовых активах, цифровой валюте и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации" от 31.07.2020 N 259-ФЗ (в ред. Федеральных законов от 28.06.2022 N 219-ФЗ, от 14.07.2022 N 331-ФЗ)
162. Финам.ру — финансовый портал [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.finam.ru/profile/mosbirzha-fyuchersy/si/export> (дата обращения 29.03.2023)
163. Формалев, В.Ф. Численные методы / В.Ф. Формалев, Д.Л. Ревизников. - М.: Физматлит, 2004. – 400с. ISBN 5-9221-0479-9.
164. Хайкин, С. Нейронные сети: Полный курс. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
165. Хардле, В. Прикладная непараметрическая регрессия. – М.: Мир, 1993. – 349 с.
166. Хейл, Дж. Теория функционально-дифференциальных уравнений. – М.: Мир, 1984. – 421 с.
167. Хеннан, Э. Многомерные временные ряды. – М.: Мир, 1974. – 576 с.
168. Хорн, Р. Матричный анализ / Р. Хорн, Ч. Джонсон. – М.: Мир, 1989. – 655 с.
169. Цыпкин, Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. – М.: Наука, 1968. – 400 с.

170. Цыпкин, Я.З. Новые классы дискретных периодических систем управления // Автоматика и Телемеханика, 1994, №12, с. 76-92.
171. Цыпкин, Я.З. Теория линейных импульсных систем. – М.: Физматлит, 1963. – 968 с.
172. Что такое API? [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://habr.com/ru/post/464261/> (дата обращения 29.03.2023)
173. Чуи, К. Введение в вейвлеты. Пер. с англ. под ред. Я.М. Жилейкина. М.: Мир 2001. - 592 с.
174. Шалыгин, А.С. Прикладные методы статистического моделирования / А.С. Шалыгин, Ю.И. Палагин. – Л.: Машиностроение. Ленинградское отделение, 1986. – 320 с.
175. Шахтарин, Б.И. Фильтры Винера и Калмана. – М.: Гелиос АРВ, 2008. – 408 с.
176. Шетсен, М. Моделирование нелинейных систем на основе теории Винера // ТИЭЭР, Том 69, № 12, 1981, с. 44-62.
177. Эйкхофф, П. Основы идентификации систем управления. – М.: Мир, 1975. – 688 с.
178. Электронные деньги. Теория и анализ моделей эмиссии / Д.Кочергин, СПб: Издательство СПбГУ ,2006. – 164 с.
179. Эммануил, С. Цифровая обработка сигналов / С. Эммануил, Джервис, У. Барри.– М.: Идательский дом “Вильямс”, 2004. – 992 с.
180. Яглом, А.М. Корреляционная теория стационарных случайных функций. -Л.: Гидрометеиздат, 1981. – 280 с.
181. Яндекс Облако [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cloud.yandex.ru/> (дата обращения 17.06.2023).
182. Янушевский, Р.Т. Теория линейных оптимальных многосвязных систем управления. – М.: Наука, 1973. – 464 с.

183. Al-Hussaini E.K., El-Gayaar M.S. Robust generalized crosscorrelator filters used in time delay estimation / IEE Proceedings, Vol. 134, Pt. F, No. 4, 1987, pp. 394-400.
184. Amazon Web Services (AWS) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://aws.amazon.com/> (дата обращения 17.06.2023)
185. Anthony Williams. C++ Concurrency in Action, Second Edition. 2019, 592 p.
186. Antonopoulos, A.M. Mastering Bitcoin: Programming the Open Blockchain. 2021. – 388p.
187. Apolinario Jr. J.A. QRD-RLS adaptive filtering. New York, Springer, 2009. – 350 p.
188. Automated Trading Championship [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://www.mql5.com/ru/docs> (дата обращения: 17.04.2023).
189. Babkin V.V. Internet Telephony Vocoders / V.V. Babkin, V.N. Ivanov, A.A. Lanne, I.B. Pozdnov, Proc. Second European DSP E&R Conference, Paris, Sept.1998, p.83-87.
190. Belov A. Operational and calendar planning in the system of automated control small-scale production of radio electronic devices / A. Belov, Y. Kropotov, A. Proskuryakov, S. Savinov // 13th International IEEE Scientific and Technical Conference Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines, Dynamics 2019 - Proceedings, 8944617 (DOI: 10.1109/Dynamics47113.2019.8944617).
191. Belov A.A. Time Series Compression in Telecommunication Systems for Environmental Monitoring of Polluting Emissions / A.A. Belov, A.Y. Proskuryakov // In 2018 XIV International Scientific-Technical Conference on Actual Problems of Electronics Instrument Engineering (APEIE), 2018, pp. 391–395.
192. Benesty J., Chen J., Huang Y., Cohen I. Noise reduction in speech processing. Heidelberg, Springer-Verlag, 2009. – 230 p.
193. Ben-Tal A., Ghaoui L.E., Nemirovski A. Robust optimization. Princeton and Oxford, Princeton University Press, 2009. – 564 p.

194. Ben-Tal A., Nemirovski A. Lecture on modern convex optimization. Analysis, Algorithms and engineering applications. Philadelphia: SIAM, 2001. – 504 p.
195. Benjamin Evans, Jason Clark, Martijn Verburg. The Well-Founded Java Developer, Second Edition. 2022, 704 p.
196. Bitcoin Stock-To-Flow Model: A Beginner's Guide [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://beincrypto.com/learn/bitcoin-stock-to-flow-model/> (дата обращения 28.03.2023).
197. Björck Åke. Numerical methods for least squares problems. – Philadelphia: SIAM, 1996. – 408 p.
198. Boubacar Doucoure, Kodjo Agbossou, Alben Cardenas. Time series prediction using artificial wavelet neural network and multi-resolution analysis: Application to wind speed data. Renewable Energy Volume 92, July 2016, Pages 202-211. doi: 10.1016/j.renene.2016.02.003.
199. Boyd S., Vandenberghe L. Convex optimization. Cambridge University Press, 2004. – 718 p.
200. Brillinger D.R. A study of second- and third-order spectral procedures and maximum likelihood in the identification of bilinear systems // IEEE Trans. On Acoustics, Speech and signal processing, vol. 38, No. 7, pp. 1238 – 1245, 1990.
201. Bubnicki Z. Identification of control plants. – Warszawa, Amsterdam, Oxford, New York: PWN – Polish scientific publishers, 1980. – 312 p.
202. Buy Bitcoin Worldwide. "Bitcoin Halving Clock." [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://buybitcoinworldwide.com/halving/> (дата обращения 28.03.2023).
203. Clement P.R. Laguerre functions in signal analysis and parameter identification // J. Franklin Inst., Vol. 313, No.2, 1982, p. 85-95.
204. Crosby MA, Pattanayak P, Verma S, Kalyanaraman V (2016) Blockchain Technology: Beyond Bitcoin. Applied Innovation Review, Issue No. 2, pp. 6-10.

205. Cryptocurrency Market Capitalization | CoinMarketCap [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://coinmarketcap.com/charts/> (дата обращения 02.04.2023).

206. Dan Ashmore. Understanding The Bitcoin Stock-to-Flow Model. Reviewed by Benjamin Curry (editor) Feb 28, 2023 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.forbes.com/advisor/investing/cryptocurrency/bitcoin-stock-to-flow-model/> (дата обращения: 02.04.2023).

207. Deep Learning Toolbox. Matlab [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.mathworks.com/products/deep-learning.html> (дата обращения 12.04.2023).

208. Dembinski H.P. On interpolation of univariate distributions // arXiv: 1101.3266v1 [physics.data-an] 17 Jan 2011. pp. 1-5.

209. Diederik, Kingma; Ba, Jimmy Adam: A method for stochastic optimization. CoRR 2015, 15p.

210. DigitalOcean | The Cloud for Builders [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.digitalocean.com/> (дата обращения 17.06.2023).

211. Diniz P.S.R. Adaptive filtering algorithms and practical implementation. New York, Springer, 2008. – 627 p.

212. Dogadina E.P. A model of simultaneous optimization of production planning / E.P. Dogadina, Y.A. Kropotov, A.Y. Proskuryakov // 2019 International Seminar on Electron Devices Design and Production, SED 2019; Prague; Czech Republic, art. no. 8798473, DOI: 10.1109/SED.2019.8798473.

213. Don Tapscott, Alex Tapscott. Blockchain Revolution: How the Technology Behind Bitcoin is Changing Money, Business, and the World. 2016. ISBN 0670069973.

214. Don Tapscott, Alex Tapscott. Blockchain Revolution: How the Technology Behind Bitcoin is Changing Money, Business, and the World. 2016. ISBN 0670069973.



215. Ermolaev V. Modeling of neural systems and networks by functional differential equations / V. Ermolaev, Y. Kropotov, A. Proskuryakov // Proceedings of ITNT 2020 - 6th IEEE International Conference on Information Technology and Nanotechnology, 9253228 DOI 10.1109/ITNT49337.2020.9253228.

216. Ermolaev V. A. O metodah prognozirovaniya vremennyh rjadov i nepreryvnyh processov [About methods of forecasting time series and continuous processes]. Radio and telecommunication systems, 2016, no. 2, pp. 52-63.

217. Frank J. Fabozzi, Harry M. Markowitz. The Theory and Practice of Investment Management. 2nd ed. Wiley, 2011. Web. 14 Oct. 2022.

218. G Zyskind, O Nathan Decentralizing privacy: Using blockchain to protect personal data // 2015. IEEE Security and Privacy Workshops [электронный ресурс]. Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7163223/?part=1> (дата обращения 12.02.2019).

219. Giri F., Bai E-W. Blok-oriented nonlinear system identification. – Berlin – Heidelberg: Springer, 2010. – 425 p.

220. Google Cloud: Cloud Computing Services [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cloud.google.com/> (дата обращения 17.06.2023).

221. Hash Rate – Blockchain [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.blockchain.com/en/charts/hash-rate?timespan=2years> (дата обращения: 22.07.2019).

222. Hinton, Jeffrey; Sejnowski, Terrence (1999). Unsupervised Learning: Foundations of Neural Computation. MIT Press. ISBN 978-0262581684.

223. Holt, C.C. Forecasting trends and seasonals by exponentially weighted moving averages / C.C. Holt. – ONR Research Memorandum, Carnegie Institute of Technology, 1957.52p.

224. How Blockchain Could Disrupt Banking [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.cbinsights.com/research/blockchain-disrupting-banking/> дата обращения: 14.05.2019).

225. How Blockchain Technology Can Transform Logistics - Part 1 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.globaltranz.com/blog/blockchain-technology-transform-logistics/> (дата обращения 18.06.2019).

226. Hwang C., Guo T.-Y. Parameter identification of a class of time-varying systems via orthogonal shifted Legendre polynomials // J. Franklin Inst., Vol. 318, No.1, 1984, p. 59 – 69.

227. Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2018) Forecasting: principles and practice, 2nd edition, OTexts: Melbourne, Australia [Электронный ресурс]. Режим доступа: OTexts.com/fpp2 (дата обращения 23.01.2019).

228. Jack D. Schwager. Technical Analysis. Schwager on futures. John Wiley & Sons Australia, Limited, 1997.

229. Jeremy Wilken. Angular in Action. 2018, 320 p.

230. Kabal P., Ramachandran R.P. The computation of line spectral frequencies using Chebyshev polynomials // IEEE Trans. Acoustic Speech Signal Process. – 1980.– p. 28.

231. Karhunen J., Hyvdrinen A, and Oja E., Independent Component Analysis, A Volume in the Wiley Series on Adaptive and Learning Systems for Signal Processing, Communications, and Control. - John Wiley & Sons, Inc., 2001. – 481.

232. Karhunen J., Hyvdrinen A, and Oja E., Independent Component Analysis, A Volume in the Wiley Series on Adaptive and Learning Systems for Signal Processing, Communications, and Control. - John Wiley & Sons, Inc., 2001. – 481.

233. Kennedy W. Go in Action / William Kennedy, Brian Ketelsen, Erik St. Martin. – Manning Publications, November 2015, 264 p.

234. Keras: The Python Deep Learning library [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://keras.io/> (дата обращения 12.05.2019).

235. Kropotov Y.A. Conditional local approximation in the representation of a discrete process by interpolation polynomials / Y.A. Kropotov, A.A. Kolpakov, A.A. Belov, A.Y. Proskuryakov // 2019 International Siberian Conference on Control and

Communications, SIBCON 2019 - Proceedings, 8729569. DOI: 10.1109/SIBCON.2019.8729569.

236. Kropotov Y. A. Forecasting changes in time series parameters in digital information management systems / Y.A. Kropotov, A.A. Belov, A.Y. Proskuryakov // Systems of Control, Communication and Security, 2017, no. 2, pp. 1-17.

237. Kropotov Y.A. Method for forecasting changes in time series parameters in digital information management systems / Y.A. Kropotov, A.Y. Proskuryakov, A.A. Belov, // Computer Optics, 2018, Vol. 42, no. 6, P. 1093-1100 (DOI: 10.18287/2412-6179-2018-42-6-1093-1100).

238. Kropotov Y.A. The method of reducing the noise influence and time-series samples fluctuations on the accuracy of information representation / Y.A. Kropotov, A.Y. Proskuryakov, A.A. Belov // Proceedings 2018 Moscow Workshop on Electronic and Networking Technologies (MWENT).

239. Ku Y.H. Theory of nonlinear systems // J. of The Franklin Institute, Vol. 315, N. 1, January, 1983, p. 1-26.

240. Losses – Keras Documentation [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://keras.io/losses/> (дата обращения 13.05.2019).

241. Lu W-S. Design of signal-adapted biorthogonal filter banks using second-order cone programming.

242. Mandic D.P., Goh V.S.L. Complex valued nonlinear adaptive filters: Noncircularity, widely linear and neural models. – Chichester, John Wiley & Sons, 2009. – 324 p.

243. Matplotlib: Python plotting [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://matplotlib.org/> (дата обращения 17.04.2019).

244. Melanie Swan. Blockchain: Blueprint for a New Economy. O'Reilly Media, Inc., 2015.

245. Mouroutsos S.G., Paraskevopoulos P.N. Identification of time-varying linear systems using orthogonal functions // J. Franklin Inst., Vol. 320, No.5, 1985, p. 249-258.

246. Moving Average (MA), Weighted Moving Average (WMA), and Exponential Moving Average (EMA) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.investopedia.com/ask/answers/071414/whats-difference-between-moving-average-and-weighted-moving-average.asp> (дата обращения 14.07.2019).

247. Mulgrew B. Kalman filter techniques in adaptive filtering // IEE Proceedings, vol. 134, Pt. F, No. 3, pp. 239-243, 1987.

248. Nakamoto, S. (2008) Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.

249. Nelles O. Nonlinear system identification: From classical approaches to neural networks and fuzzy models. – Berlin, Heidelberg, New York: Springer, 2001. – 785 p.

250. Neuroph Studio – Java neural network framework to develop common neural network architectures. [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://neuroph.sourceforge.net/download.html> (дата обращения 12.05.2019).

251. NumPy [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.numpy.org/> (дата обращения 12.05.2019).

252. Ogunfunmi T. Adaptive nonlinear system: The Volterra and Wiener model approaches. – Santa Clara: Springer, 2007. – 230 p.

253. Optimizers – Keras Documentation [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://keras.io/optimizers/> (дата обращения 14.05.2019).

254. P. Kuznetsova, Valentina & A. Bondarenko, Irina. (2018). The blockchain as a tool of the digital economy. Journal of Economic Regulation. 9. 102-109. 10.17835/2078-5429.2018.9.1.102-109.

255. Picinbono B., Duvaut P. Optimal linear-quadratic systems for detection and estimations // IEEE Trans. on Inform. Theory, vol. 34, No. 2, pp. 304 – 311, 1988.

256. PROOF-OF-WORK (POW) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://ethereum.org/en/developers/docs/consensus-mechanisms/pow/> (дата обращения 28.03.2023).

257. Proskuryakov A.Y. Algorithms of data forecasting in industrial telecommunication system of environment control / A.Y. Proskuryakov, A.A. Belov, V.A. Ermolaev // Proceedings of 22 th International Crimean Conference “Microwave & Telecommunication Technology”. Sevastopol, Ukraine. 2013. – V.1. – P.436-437. IEEE Catalog Number CFP13788 ISBN 978-966-335-390-0.

258. Proskuryakov A.Y. Constructing time series model with the optimal sampling period of continuous signals in telecommunications / A.Y. Proskuryakov, A.A. Belov, Y.A. Kropotov // 2015 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON). Proceedings. – Omsk: Omsk State Technical University. Russia, Omsk, May 21–23, 2015. IEEE Catalog Number: CFP15794-CDR. ISBN: 978-1-4799-7102-2.

259. Proskuryakov A. Y. Estimation methods for the period of time series of continuous process discrete representation / A.Y. Proskuryakov, A.A. Belov, Y.A. Kropotov // Proceedings 25th Int. Crimean Conference “Microwave & Telecommunication Technology” (CriMiCo’2015). 6—12 September, Sevastopol, Crimea. P. 391-392. ISBNs: 978-1-4673-9413-0, 978-1-4673-9414-7, 978-1-4673-9415-4. IEEE Cat. Nr. CFP 15788.

260. Proskuryakov A.Y. Intelligent System for Time Series Forecasting. XII International Symposium Intelligent Systems 2016, INTELS 2016, 5-7 October 2016, Moscow, Russia. Procedia Computer Science. [<http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2017.01.122> ] Volume 103, 2017, Pages 363–369.

261. Proskuryakov A.Y. Forecasting the change in the parameters of time series and continuous functions / A.Y. Proskuryakov, Y.A. Kropotov // Procedia Engineering, 3rd International Conference “Information Technology and Nanotechnology”, ITNT-2017, 25-27 April 2017, Samara, Russia, Volume 201, Pages 789-800.

262. Proskuryakov A. Predictive-Free Methods for Digital Financial Asset Management and Delayed Functional-Differential Economic Game Models / A. Proskuryakov, D. Beylekchi, S. Uvaisov // Proceedings of ITNT 2021 - 7th IEEE

International Conference on Information Technology and Nanotechnology, 2021 DOI 10.1109/ITNT52450.2021.9649433.

263. Proskuryakov A. Y. Processing and Forecasting of Time Series in Systems with Dynamic Parameters. 2017 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (Icicam) 2017 | journal-article WOSUID: WOS:000414282400259.

264. Proskuryakov A.Y. Research and Forecasting of Changes in the Parameters of Time Series and Continuous Functions in Information Systems / A.Y. Proskuryakov, Y.A. Kropotov // 2018 3rd Russian-Pacific Conference on Computer Technology and Applications (RPC) Publisher: IEEE DOI: 10.1109/RPC.2018.8482226.

265. Proskuryakov A.Y. The method of reducing the noise influence and time-series samples fluctuations on the accuracy of information representation / A.Y. Proskuryakov, Y.A. Kropotov, A.A. Belov // Moscow Workshop on Electronic and Networking Technologies, MWENT 2018 – Proceedings Volume 2018-March, 12 April 2018, Pages 1-5. DOI: 10.1109/MWENT.2018.8337273.

266. PyBrain – the Python Machine Learning Library [Электронный ресурс] – Режим доступа: [https://www.tutorialspoint.com/pybrain/pybrain\\_overview.htm](https://www.tutorialspoint.com/pybrain/pybrain_overview.htm) (дата обращения 12.04.2023).

267. Python Data Analysis Library [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://pandas.pydata.org/> (дата обращения 12.05.2019).

268. Qt Bitcoin Trader. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://centrabit.com/> (дата обращения: 02.04.2022).

269. Roger Wattenhofer The Science of the Blockchain Inverted Forest Publishing, 2016. – 124с.

270. Rosenblatt, Frank. x. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. Spartan Books, Washington DC, 1961.

271. S. Mallat Wavelet Tour of Signal Processing, 3rd Edition. Academic Press, 2008, 832 p.

272. S. N. Z. Naqvi, S. Yfantidou, and E. Zimányi. Time series databases and influxDB [Электронный ресурс]. Studienarbeit, Université Libre de Bruxelles, 2017. Режим доступа: [http://cs.ulb.ac.be/public/\\_media/teaching/influxdb%202017.pdf](http://cs.ulb.ac.be/public/_media/teaching/influxdb%202017.pdf) (дата обращения: 26.01.2019).
273. Sayed Ali H. Adaptive filters. New Jersey, John Wiley & Sons Inc., 2008. – 786 p.
274. Scikit-learn – Machine Learning in Python [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://scikit-learn.org/stable/> (дата обращения 20.05.2019).
275. Scilab – пакет прикладных математических программ [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.scilab.org/> (дата обращения 17.06.2023).
276. SHA-256, SHA-2 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://habr.com/ru/company/selectel/blog/530262/> (дата обращения 28.03.2023)
277. Shah, Tejal & Jani, Shailak. (2018). Applications of Blockchain Technology in Banking & Finance. 10.13140/RG.2.2.35237.96489.
278. SPAN Overview – SPAN Confluence [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.cmcgroup.com/confluence/display/pubspan/SPAN+Overview> (дата обращения 28.04.2019).
279. STATISTICA Нейронные сети [Электронный ресурс]. Режим доступа: [http://statsoft.ru/products/STATISTICA\\_Neural\\_Networks/](http://statsoft.ru/products/STATISTICA_Neural_Networks/) (дата обращения 23.06.2019).
280. Steve Nison. Japanese Candlestick Charting Techniques: A Contemporary Guide to the Ancient Investment Techniques of the Far East. New York Institute of Finance, 1991.
281. Stock Symbol (Ticker) Definition [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.investopedia.com/terms/s/stocksymbol.asp> (дата обращения 15.06.2019).
282. Stuart J. Russell, Peter Norvig Artificial Intelligence: A Modern Approach, Third Edition, Prentice Hall. 2010. ISBN 9780136042594.

283. Telegram — кроссплатформенная система мгновенного обмена сообщениями [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://web.telegram.org/> (дата обращения 06.04.2023).

284. Telegraf Open Source Server Agent | InfluxData [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.influxdata.com/time-series-platform/telegraf/> (дата обращения: 14.04.2019).

285. The Intersection Of Blockchain And Supply Chain [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://blockchainlogistics.software/2020/10/07/the-intersection-of-blockchain-and-supply-chain/> (дата обращения 28.03.2023).

286. Vapnik V.N. Statistical learning theory. – New York / Chichester / Weinheim / Brisbane / Singapore / Toronto, John Wiley & Sons, 1998. – 740 p.

287. What Is Bitcoin Halving? Definition, How It Works, Why It Matters [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.investopedia.com/bitcoin-halving-4843769#citation-8> (дата обращения 28.03.2023).

288. What is Hash Rate – Definition from Techopedia [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.techopedia.com/definition/33142/hash-rate> (дата обращения 13.06.2019).

289. What is the Difference Between a Batch and an Epoch in a Neural Network? [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://machinelearningmastery.com/difference-between-a-batch-and-an-epoch/> (дата обращения 05.05.2019).

290. Zade M, Myklebost J, Tzscheuschler P and Wagner U (2019) Is Bitcoin the Only Problem? A Scenario Model for the Power Demand of Blockchains. *Front. Energy Res.* 7:21. doi: 10.3389/fenrg.2019.00021.



## ПРИЛОЖЕНИЕ А. АКТЫ ВНЕДРЕНИЯ.

УТВЕРЖДАЮ:

Ректор университета

Рабаданов М.Х.



АКТ ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ

результатов диссертационной работы на соискание ученой степени доктора экономических наук Проскурякова Александра Юрьевича на тему:

«Математические методы и информационные технологии управления торговыми операциями с цифровыми валютами» в учебно-образовательном процессе Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Дагестанский государственный университет»

Мы, нижеподписавшиеся, начальник учебно-методического управления Дагестанского государственного университета Гасангаджиева А.Г., и заведующий кафедрой «Прикладная информатика» Камилов М-К.Б. и проф. кафедры «Прикладная информатика» Адамадзиев К.Р. составили настоящий акт в том, что результаты диссертационной работы Проскурякова А.Ю. внедрены в учебный процесс факультета информатики и информационных технологий. В частности, в учебном процессе использованы такие теоретические подходы, разработанные в диссертации, как:

1. Методика исследования группы цифровых валют, отличающаяся сравнительным анализом криптоактивов, позволяющая провести оценку их влияния на эффективность управления инвестиционным портфелем.

2. Алгоритм прогнозирования значений временных рядов, отличающийся объединением подходов искусственного интеллекта, регрессионного анализа и технико-экономического анализа, позволяющий повысить эффективность выявления закономерностей изменения рынка.

3. Метод трендового управления цифровыми валютами при выполнении торгового цикла для динамичного распределения и хеджирования валютных рисков.

4. Программно-методическое обеспечение системы управления цифровыми финансовыми активами для численного исследования и моделирования синтетических тестов торговых стратегий на исторических значениях стоимостных показателей для оценки реакции системы и ее эффективности при разных условиях.

Вышеуказанные методики и теории использованы при подготовке и проведению лекций, семинаров, практических и лабораторных занятий по дисциплинам: «Исследование операций и методы оптимизации», «Экономика и финансы предприятия», «Статистический анализ данных в экономике и управлении» и «Моделирование и анализ бизнес-процессов». Результаты исследований направлены на формирование соответствующих компетенций профессиональной деятельности, обучающихся по направлению 09.03.03- «Прикладная информатика» – расчетно-графической, организационно-управленческой, научно-исследовательской, информационно-аналитической, а также рекомендованы к использованию в курсовом и дипломном проектировании.

Начальник учебно-методического управления, проф.

Зав.кафедрой прикладной информатика, доц.

Проф. кафедры прикладной информатики, д.т.н.

А.Г. Гасангаджиева

М-К.Б. Камилов М.Б.

К.Р. Адамадзиев

УТВЕРЖДАЮ  
Заместитель директора по учебной работе  
МИЭМ НИУ ВШЭ



Д.Р.Н., доцент

С.Р. Тумковский

18 сентября 2023 г

### АКТ ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ

в учебном процессе Московского института электроники и математики им. А.Н. Тихонова Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (МИЭМ НИУ ВШЭ) результатов диссертационной работы «Математические методы и информационные технологии управления торговыми операциями с цифровыми валютами»  
Проскуракова Александра Юрьевича

Настоящим актом подтверждаем, что основные результаты диссертационной работы кандидата технических наук, доцента Института радиоэлектроники и информатики федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «МИРЭА – Российский технологический университет» Проскуракова Александра Юрьевича на соискание ученой степени доктора экономических наук, а именно: программно-методическое обеспечение системы управления цифровыми финансовыми активами для численного исследования и моделирования синтетических тестов торговых стратегий на исторических значениях стоимостных показателей для оценки реакции системы и ее эффективности при разных условиях с учетом динамики рынка внедрены в учебный процесс подготовки магистров по направлению 11.04.02 «Инфокоммуникационные технологии и системы связи» и используется при проведении лекционных и практических занятии по дисциплинам «Методы и системы обработки больших данных», «Распределенные системы и вычисления» и «Методы машинного обучения».

Академический руководитель ОП  
«Интернет вещей и киберфизические  
системы», доцент департамента  
электронной инженерии  
МИЭМ НИУ ВШЭ, к.т.н.

И.А.Иванов

**УТВЕРЖДАЮ**  
Генеральный директор  
ООО «ПраймСофт»  
А.А. Заверзаев  
«31» октября 2023 года

### АКТ ВНЕДРЕНИЯ

результатов диссертационной работы Проскурякова Александра Юрьевича  
«Математические методы и информационные технологии управления торговыми  
операциями с цифровыми валютами» на соискание ученой степени  
доктора экономических наук

Настоящим актом подтверждаем внедрение основных результатов диссертационной работы кандидата технических наук, доцента кафедры КПрЭС Института радиотехники и информатики Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «МИРЭА – Российский технологический университет» Проскурякова Александра Юрьевича на соискание ученой степени доктора экономических наук, а именно:

- алгоритм прогнозирования стоимостных показателей цифровых валют, объединяющий технико-экономический анализ, аппараты искусственных нейронных сетей и регрессионного анализа;
- метод трендового управления ЦФА с принятием управляющего решения в соответствии с трендами, независимо от полярности рынка;
- программно-методическое обеспечение системы управления цифровыми финансовыми активами для проведения численных исследований и моделирования синтетических тестов торговых стратегий на исторических значениях стоимостных показателей с учетом динамики рынка.

Вышеуказанные результаты внедрены в автоматизацию бизнес-процессов, разрабатываемых компанией ООО «ПраймСофт».

Генеральный директор  
ООО «ПраймСофт»



 / А.А. Заверзаев

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. ВРЕМЕННЫЕ РЯДЫ СТОИМОСТНЫХ  
ПОКАЗАТЕЛЕЙ И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЙ СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ.

Таблица Б.1. Стоимостные показатели индекса Московской биржи

№	Стоимость, Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.		
1	1484,94	29	1449,13	57	1595,61	85	1780,59	113	1959,72	141	2056,89	169	2053,81	197	2281,23	225	2344,79
2	1501,18	30	1591,43	58	1669	86	1726,04	114	1993,35	142	1973,96	170	2051,63	198	2175,16	226	2293,22
3	1486,3	31	1671,8	59	1690,44	87	1793,37	115	2003,77	143	2036,96	171	2077,19	199	2232,66	227	2377,95
4	1477,32	32	1647,69	60	1712,47	88	1816,73	116	2028,25	144	2039,77	172	2093,86	200	2301,49	228	2403,47
5	1489,53	33	1755,45	61	1663,31	89	1878,29	117	1981,96	145	1995,9	173	2098,77	201	2289,47	229	2372,67
6	1499,82	34	1838,18	62	1719,16	90	1876,54	118	2011,83	146	2020,23	174	2071,83	202	2345,26	230	2342,97
7	1422,53	35	1792,7	63	1698,16	91	1914,02	119	1978	147	1944,7	175	2068,76	203	2326,94	231	2392,5
8	1388,41	36	1758,97	64	1718,06	92	1866,67	120	1980,02	148	1944,72	176	2081,15	204	2306,57	232	2431,29
9	1374,83	37	1728,55	65	1710,84	93	1856,77	121	1966,39	149	2016,71	177	2169,26	205	2295,34	233	2365,69
10	1348,21	38	1627,88	66	1639,64	94	1877,27	122	1957,7	150	2002,41	178	2131,91	206	2267,92	234	2347,17
11	1417,82	39	1628,64	67	1612,56	95	1907,78	123	1981,76	151	1994,58	179	2161,17	207	2237,53	235	2358,5
12	1446,6	40	1571,55	68	1728,44	96	1967,26	124	1962,71	152	1962,4	180	2105,99	208	2249,68	236	2406,5
13	1400,71	41	1681,47	69	1717	97	1953,05	125	2031,92	153	1934,25	181	2104,99	209	2295,95	237	2444,45
14	1474,71	42	1657,02	70	1725,45	98	1901,56	126	2038,29	154	1881,87	182	2143,99	210	2345,38	238	2473,61
15	1458,52	43	1656,59	71	1711,53	99	1907,19	127	2098,15	155	1883,34	183	2102,94	211	2346,43	239	2498,23
16	1431,58	44	1682,7	72	1754,36	100	1891,33	128	2128,99	156	1822,91	184	2109,74	212	2247,82	240	2521,7
17	1434,2	45	1688,34	73	1728,17	101	1927,58	129	2208,53	157	1867,46	185	2207,41	213	2292,72	241	2502,82
18	1384,66	46	1708,52	74	1826,72	102	1886,84	130	2231,41	158	1879,5	186	2262,38	214	2297,99	242	2490,16
19	1364,24	47	1691,46	75	1795,7	103	1903,61	131	2173,18	159	1912,48	187	2286,33	215	2275,05	243	2488,63
20	1384,72	48	1665,66	76	1755,22	104	1877,07	132	2232,72	160	1960,69	188	2295,26	216	2255,12	244	2478,01
21	1380,39	49	1609,19	77	1720,31	105	1884,41	133	2213,93	161	1925,13	189	2281,84	217	2279,76	245	2476,64
22	1488,47	50	1652,07	78	1719,16	106	1896,62	134	2195,19	162	1916,75	190	2197,12	218	2345,85	246	2476,73
23	1497,11	51	1652,24	79	1742,71	107	1894,35	135	2159,96	163	1953,49	191	2255,27	219	2321,82	247	2492,7
24	1500,76	52	1663,03	80	1761,36	108	1940,85	136	2266,05	164	1944,83	192	2336,82	220	2360,26	248	2497,1
25	1538,93	53	1644,45	81	1748,57	109	1926,9	137	2226,61	165	1930,71	193	2288,84	221	2400,89	249	2540,99
26	1533,68	54	1631,65	82	1608,36	110	1944,62	138	2162,19	166	1979,14	194	2311,69	222	2475,36	250	2559,72
27	1529,2	55	1623,99	83	1717,98	111	1944,31	139	2128,21	167	2010,98	195	2294,6	223	2450,9	251	2560,8
28	1459,68	56	1650,08	84	1784,92	112	1967,18	140	2093,09	168	2032,75	196	2285,53	224	2403,02	252	2563,72

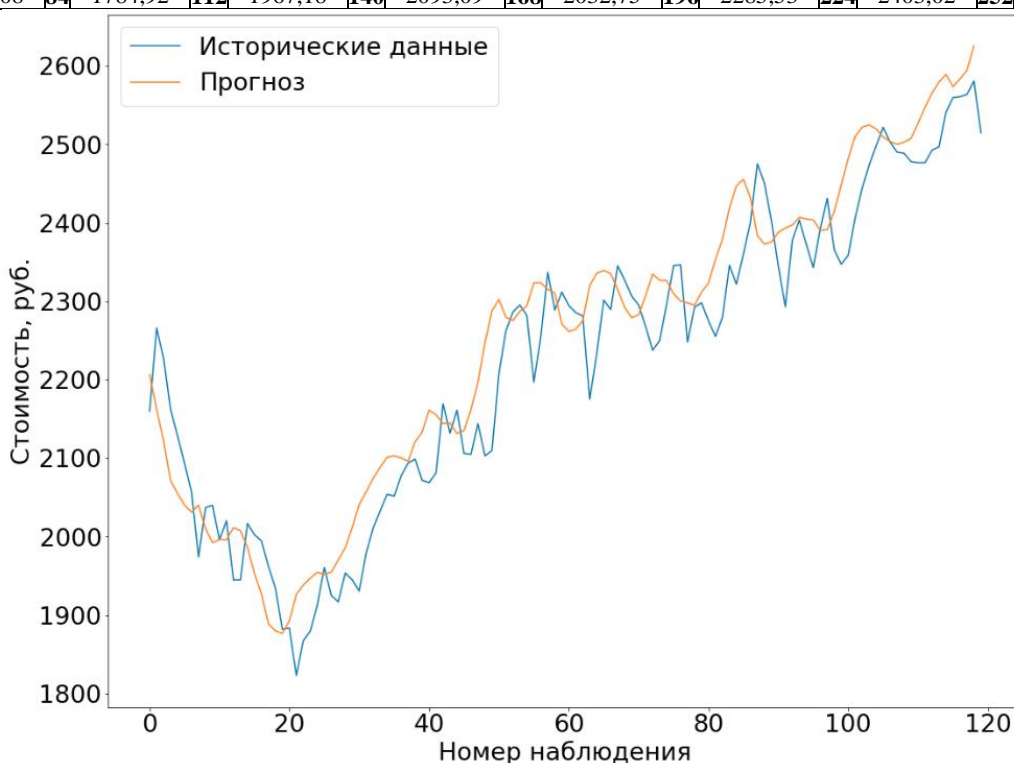


Рисунок Б.1 – Результат прогнозирования индекса Московской биржи (МОЕХ)

Таблица Б.2. Стоимостные показатели валютной пары Доллар США/Рубль

№	Стоимость, Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.	№	Стоимость Руб.		
1	61,55	26	56	51	70,689	76	64,85	101	59,62	126	58,93	151	58,37	176	63,19	201	66,39
2	65,1985	27	56,429	52	73,59	77	65,2625	102	59,66	127	60,355	152	57,63	177	62,89	202	66,76
3	64,2395	28	56,987	53	74,76	78	63,8	103	59,755	128	59,09	153	56,9825	178	62,77	203	68,84
4	68,9105	29	58,425	54	77,603	79	63,98	104	59,83	129	59,36	154	56,65	179	62,97	204	69,817
5	66,985	30	61,72	55	78,024	80	63,51	105	58,9625	130	59,565	155	56,72	180	62,56	205	67,74
6	63,5	31	64,045	56	75,43	81	64,88	106	58,24	131	59,97	156	56,27	181	63,51	206	66,87
7	62,05	32	64,997	57	77,47	82	66,035	107	58,4175	132	59,8625	157	56,55	182	62,79	207	66,27
8	61,6	33	69,108	58	78,34	83	65,5475	108	58,445	133	59	158	58,4	183	63,33	208	66
9	60,445	34	65,402	59	77,05	84	64,75	109	58,23	134	58,575	159	56,397	184	67,72	209	65,505
10	62,249	35	68,42	60	76,2	85	63,9	110	58,9975	135	57,52	160	56,517	185	67,03	210	65,81
11	59,255	36	67,924	61	71,97	86	64,86	111	57,22	136	57,3675	161	56,815	186	67,1	211	66,3
12	57,9	37	66,502	62	69,883	87	62,805	112	56,88	137	57,69	162	56,66	187	67,55	212	65,392
13	56,606	38	65,53	63	68,389	88	62,2125	113	56,28	138	57,5	163	57,49	188	69,91	213	65,94
14	53,6	39	66,012	64	68,454	89	62,96	114	57,25	139	57,48	164	57,29	189	68,05	214	66,282
15	51,895	40	61,876	65	67,595	90	62,37	115	56,3625	140	58,19	165	57,145	190	66,41	215	64,815
16	50,9	41	61,285	66	67,15	91	63,02	116	56,455	141	57,16	166	58,175	191	65,535	216	64,66
17	51,69	42	62,38	67	66,447	92	63,58	117	56,9225	142	57,4825	167	62,05	192	66,59	217	65,63
18	51,04	43	63,958	68	66,455	93	65,72	118	57,9325	143	58,06	168	61,4	193	66,11	218	65,34
19	49,57	44	64,598	69	64,63	94	64,7025	119	57,085	144	59,08	169	62,27	194	65,49	219	64,35
20	50,028	45	66,777	70	65,945	95	64,95	120	56,9	145	59,22	170	62,505	195	65,72	220	64,05
21	52,31	46	64,75	71	65,48	96	63,88	121	56,5	146	59,08	171	61,93	196	66,2	221	64,735
22	56,245	47	66,48	72	66,798	97	62,495	122	56,6575	147	58,37	172	62,25	197	68,005	222	65,07
23	54,798	48	68,135	73	66,144	98	62,0825	123	57,03	148	58,88	173	62,28	198	65,98	223	65,07
24	54	49	70,362	74	65,62	99	61,04	124	57,77	149	59,13	174	62,19	199	66,192	224	64,77
25	54,78	50	70,948	75	65,28	100	61,2725	125	59,385	150	58,8	175	62,52	200	66,95	225	64,527

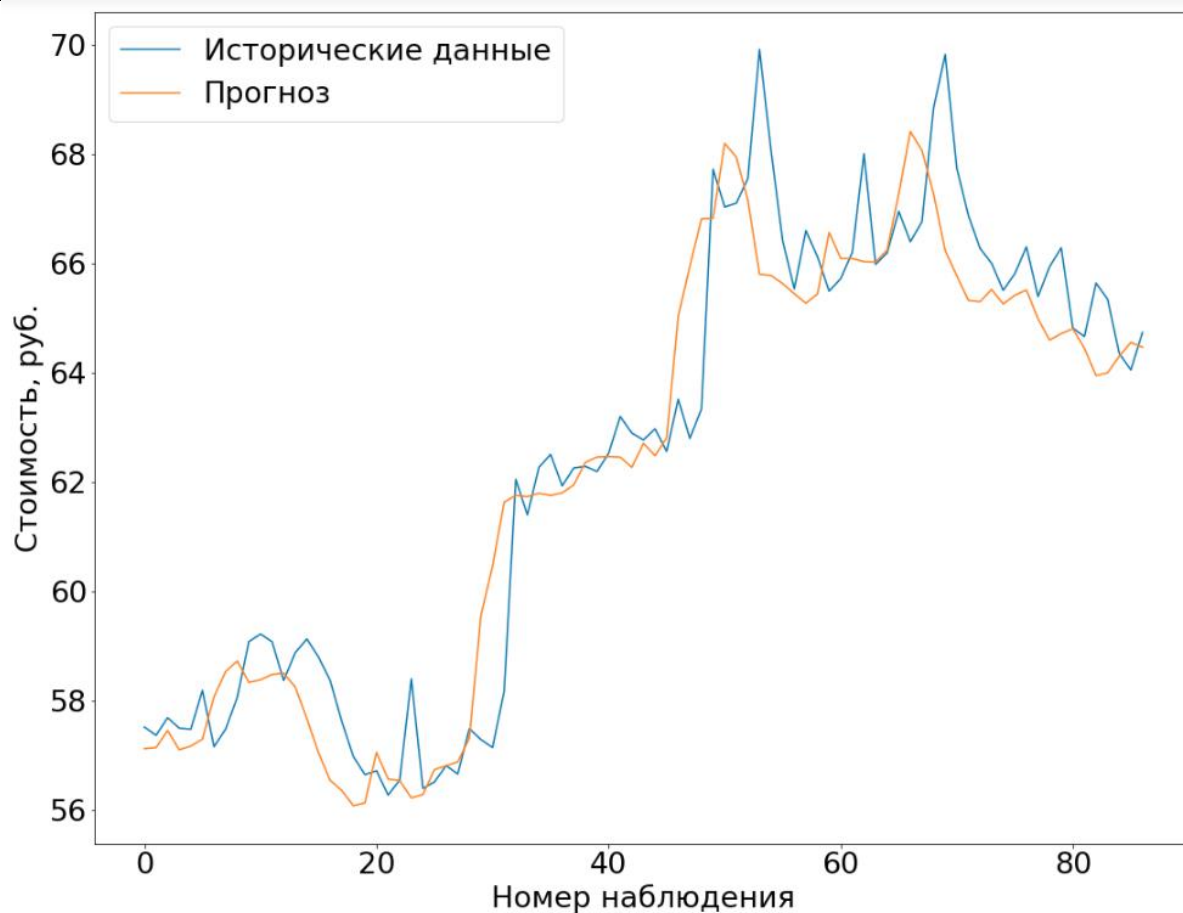


Рисунок Б.2 – Результат прогнозирования валютной пары доллар США/рубль

Таблица Б.3. Стоимостные показатели индекса S&P500

№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость доллар США	№	Стоимость доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, руб.	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США
1	1949,4	30	2088,7	59	2126,6	88	1880,5	117	2169,0	146	2378,2	175	2549,3	204	2669,9	233	2736,2
2	1936,1	31	2058,2	60	2079,6	89	1864,8	118	2179,9	147	2343,9	176	2553,1	205	2663,4	234	2632,5
3	1962,8	32	2044,8	61	2103,8	90	1917,8	119	2127,8	148	2362,7	177	2575,2	206	2727,7	235	2760,1
4	1960,9	33	2019,4	62	2077,5	91	1948,5	120	2139,1	149	2355,5	178	2581,0	207	2712,9	236	2633,0
5	1985,4	34	2051,8	63	2091,5	92	1999,9	121	2164,6	150	2328,9	179	2587,8	208	2721,3	237	2599,9
6	1967,5	35	1994,9	64	1970,8	93	2022,9	122	2168,2	151	2348,6	180	2582,3	209	2734,6	238	2416,6
7	1978,2	36	2055,4	65	1988,8	94	2049,8	123	2153,7	152	2384,2	181	2578,8	210	2779,0	239	2485,7
8	1978,3	37	2096,9	66	1921,2	95	2035,4	124	2132,9	153	2399,2	182	2602,4	211	2779,6	240	2531,9
9	1925,1	38	2110,3	67	1961,0	96	2072,8	125	2141,1	154	2390,9	183	2642,2	212	2754,8	241	2596,2
10	1931,5	39	2104,5	68	1958,0	97	2047,6	126	2126,4	155	2381,7	184	2651,5	213	2718,3	242	2670,7
11	1955,0	40	2071,2	69	1931,3	98	2080,7	127	2085,1	156	2415,8	185	2675,8	214	2759,8	243	2664,7
12	1988,4	41	2053,4	70	1951,3	99	2091,5	128	2164,4	157	2439,0	186	2683,3	215	2801,3	244	2706,5
13	2003,3	42	2108,1	71	2014,8	100	2065,3	129	2181,9	158	2431,7	187	2673,6	216	2801,8	245	2707,8
14	2007,7	43	2061,0	72	2033,1	101	2057,1	130	2213,3	159	2433,1	188	2743,1	217	2818,8	246	2775,6
15	1985,5	44	2066,9	73	2075,1	102	2046,6	131	2191,9	160	2438,3	189	2786,2	218	2840,3	247	2792,6
16	2010,4	45	2102,0	74	2079,3	103	2052,3	132	2259,5	161	2423,4	190	2810,3	219	2833,2	248	2803,6
17	1982,8	46	2081,1	75	2099,2	104	2099,0	133	2258,0	162	2425,1	191	2872,8	220	2850,1	249	2743,0
18	1967,9	47	2117,6	76	2023,0	105	2099,1	134	2263,7	163	2459,2	192	2762,1	221	2874,6	250	2822,4
19	1906,1	48	2108,2	77	2089,1	106	2096,0	135	2238,8	164	2472,5	193	2619,5	222	2901,5	251	2800,7
20	1886,7	49	2116,1	78	2090,1	107	2071,2	136	2276,9	165	2472,1	194	2732,2	223	2871,6	252	2834,4
21	1964,5	50	2122,7	79	2091,6	108	2037,4	137	2274,6	166	2476,8	195	2747,3	224	2904,9	253	2892,7
22	2018,0	51	2126,0	80	2012,3	109	2102,9	138	2271,3	167	2441,3	196	2691,2	225	2929,6	254	2907,4
23	2031,9	52	2107,3	81	2005,5	110	2129,9	139	2294,6	168	2425,5	197	2786,5	226	2913,9	255	2905,0
24	2039,8	53	2092,8	82	2060,9	111	2161,7	140	2297,4	169	2443,0	198	2752,0	227	2885,5	256	2939,8
25	2063,5	54	2094,1	83	2043,9	112	2175,0	141	2316,1	170	2476,5	199	2588,2	228	2767,1	257	2945,6
26	2067,5	55	2109,9	84	1922,0	113	2173,6	142	2351,1	171	2461,4	200	2640,8	229	2767,7	258	2881,4
27	2075,3	56	2101,4	85	1880,3	114	2182,8	143	2367,3	172	2500,2	201	2604,4	230	2658,6	259	2859,5
28	2002,3	57	2076,7	86	1906,9	115	2184,0	144	2383,1	173	2502,2	202	2656,3	231	2723,0	260	2826
29	2070,6	58	2076,6	87	1940,4	116	2183,8	145	2372,6	174	2519,3	203	2670,1	232	2781,0	261	2788,8

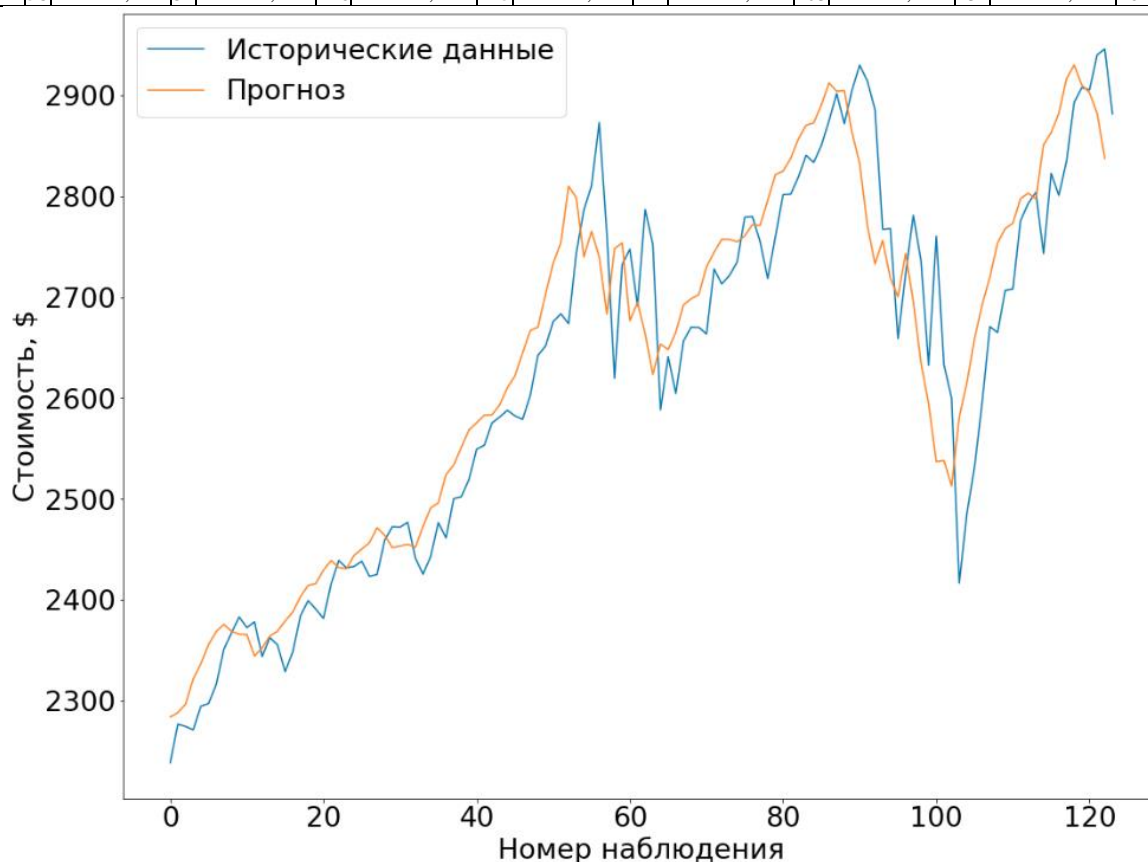


Рисунок Б.3 – Результат прогнозирования индекса S&P500 (SPX)



Таблица Б.4. Стоимостные показатели акций компании Apple

№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США		
1	65,07	29	48,77	57	66,02	85	103,45	113	107,46	141	91,29	169	138,48	197	173,09	225	216,79
2	66,56	30	47,47	58	67,05	86	105,45	114	103,47	142	92,01	170	136,26	198	174,38	226	213,84
3	67,62	31	45,64	59	67,55	87	101,13	115	105,07	143	94,09	171	137,4	199	167,66	227	205,06
4	68,48	32	43,77	60	66,92	88	103,61	116	104,026	144	93,85	172	138,78	200	156,87	228	202,11
5	65,25	33	46,07	61	65,38	89	98,04	117	111,58	145	99,17	173	143,87	201	152,80	229	191,94
6	63,83	34	47,08	62	66,05	90	104,55	118	111,91	146	102,29	174	150,74	202	169,1	230	170,86
7	61,59	35	46,90	63	71,97	91	108,32	119	113,43	147	103,51	175	148,47	203	172,2	231	177,15
8	59,65	36	48,68	64	74,57	92	110,09	120	105,64	148	104,62	176	148,91	204	172,9	232	167,17
9	59,08	37	51,05	65	73,685	93	118,03	121	112,22	149	102,37	177	150,77	205	176,6	233	164,11
10	56,42	38	50,16	66	78,23	94	120,20	122	110,80	150	103,02	178	144,5	206	174,67	234	149,51
11	53,51	39	58,11	67	80,40	95	119,34	123	111,98	151	98,68	179	137,92	207	161,84	235	154,96
12	53,31	40	57,96	68	82,880	96	117,57	124	106,44	152	109,96	180	141,81	208	164,63	236	147,01
13	57,74	41	56,37	69	84,52	97	114,72	125	99,75	153	107,88	181	139,69	209	165,28	237	151,08
14	59,13	42	57,64	70	83,66	98	116,97	126	101,63	154	108,13	182	139,84	210	171,49	238	155,51
15	53,87	43	53,78	71	83,32	99	114,46	127	99,033	155	109,19	183	144,58	211	162,68	239	156,44
16	51,50	44	54,07	72	84,302	100	116,38	128	91,224	156	112,55	184	145,71	212	159,22	240	165,13
17	52,47	45	55,85	73	86,18	101	118,01	129	91,384	157	111,50	185	145,04	213	180,38	241	169,01
18	51,48	46	55,88	74	87,27	102	115,89	130	95,420	158	108,814	186	151,67	214	185,09	242	169,76
19	53,24	47	57,01	75	86,54	103	120,95	131	91,581	159	104,15	187	152,74	215	183,57	243	172,36
20	52,56	48	58,87	76	89,51	104	119,70	132	88,458	160	104,25	188	153,34	216	185,72	244	174,29
21	50,51	49	60,85	77	88,10	105	118,54	133	88,909	161	105,83	189	155,62	217	187,38	245	172,27
22	44,44	50	60,16	78	86,83	106	120,02	134	90,848	162	107,56	190	159,72	218	188,86	246	185,46
23	45,83	51	60,22	79	90,24	107	123,68	135	91,671	163	105,69	191	154,44	219	186,09	247	190,37
24	47,99	52	63,31	80	93,32	108	121,500	136	97,442	164	109,54	192	155,61	220	182,17	248	189,21
25	48,45	53	62,68	81	94,41	109	119,90	137	96,732	165	111,57	193	147,91	221	182,34	249	196,24
26	47,47	54	67,06	82	91,16	110	118,60	138	100,19	166	112,06	194	150,072	222	185,12	250	198,17
27	45,33	55	67,53	83	93,63	111	118,08	139	99,95	167	111,32	195	151,2	223	188,41	251	203,08
28	45,46	56	66,86	84	92,99	112	118,28	140	104,04	168	113,43	196	152,86	224	188,50	252	203,56

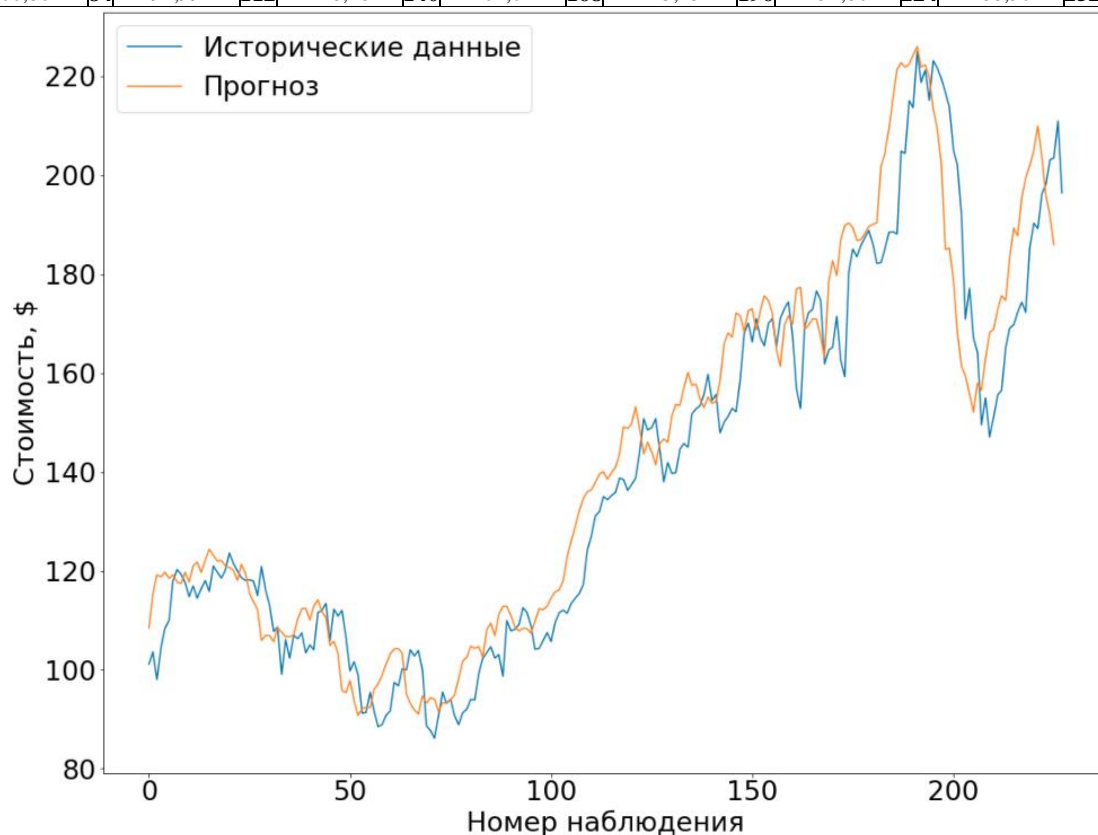


Рисунок Б.4 – Результаты прогнозирования стоимости акций компании Apple

Таблица Б.5. Стоимостные показатели акций компании Alphabet

№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США		
1	581,54	26	536,99	51	657,12	76	710,89	101	786,9	126	823,56	151	1032,48	176	1075,66	201	1042,1
2	576,01	27	531,59	52	612,48	77	726,82	102	777,29	127	843,19	152	1028,07	177	1119,5	202	979,54
3	591,82	28	528,09	53	630,38	78	737,6	103	775,08	128	905,96	153	1019,09	178	1120,87	203	1037,08
4	585,79	29	546,5	54	600,7	79	735,3	104	778,53	129	927,13	154	1040,61	179	1152,26	204	1070,71
5	562,97	30	536,04	55	625,77	80	749,91	105	799,37	130	932,22	155	1010,17	180	1155,48	205	1057,19
6	565,65	31	555,34	56	629,25	81	739,15	106	795,37	131	934,01	156	1037,05	181	1115,65	206	1098,26
7	570,34	32	564,57	57	611,97	82	759	107	762,02	132	971,47	157	1064,19	182	1140,17	207	1090,99
8	579,37	33	544,32	58	626,91	83	718,77	108	754,02	133	975,6	158	1060,12	183	1188,82	208	1110,75
9	568,47	34	557,29	59	643,61	84	693,01	109	760,54	134	949,83	159	1046,4	184	1184,91	209	1095,06
10	582,87	35	545,33	60	662,2	85	711,12	110	761,68	135	939,78	160	1102,23	185	1238,5	210	1113,65
11	572,47	36	532,59	61	702	86	710,83	111	750,5	136	965,59	161	1122,26	186	1223,71	211	1110,37
12	592,82	37	537,05	62	710,81	87	709,74	112	789,29	137	908,73	162	1137,51	187	1237,61	212	1140,99
13	573,94	38	521,18	63	733,76	88	732,66	113	790,8	138	918,59	163	1175,84	188	1200,96	213	1142,32
14	572,13	39	561,96	64	717	89	722,34	114	789,91	139	955,99	164	1111,9	189	1220,65	214	1184,46
15	541,51	40	537,9	65	756,6	90	719,41	115	771,82	140	972,92	165	1037,78	190	1218,19	215	1205,5
16	508,37	41	538,22	66	750,26	91	691,72	116	806,15	141	941,53	166	1094,8	191	1164,83	216	1173,31
17	536,82	42	533,85	67	766,81	92	675,22	117	807,88	142	927,96	167	1126,79	192	1172,53	217	1207,15
18	556,02	43	540,11	68	738,87	93	699,21	118	805,02	143	914,39	168	1078,92	193	1166,09	218	1217,87
19	538,05	44	532,11	69	739,31	94	705,63	119	823,31	144	910,67	169	1160,04	194	1193,47	219	1236,37
20	541,42	45	533,33	70	748,4	95	719,85	120	801,49	145	915,89	170	1135,73	195	1157,35	220	1272,18
21	534,56	46	532,33	71	758,88	96	742,74	121	813,67	146	937,34	171	1021,57	196	1110,08	221	1185,4
22	538,8	47	536,69	72	714,47	97	768,79	122	828,07	147	926,5	172	1031,79	197	1096,46	222	1164,27
23	522,38	48	531,69	73	694,45	98	782,22	123	828,64	148	920,29	173	1007,04	198	1071,47	223	1162,3
24	515,82	49	523,4	74	725,25	99	783,22	124	829,08	149	928,53	174	1029,27	199	1057,79	224	1133,47
25	513,52	50	530,13	75	742,95	100	775,42	125	843,25	150	959,11	175	1072,96	200	1066,15	225	1103,63

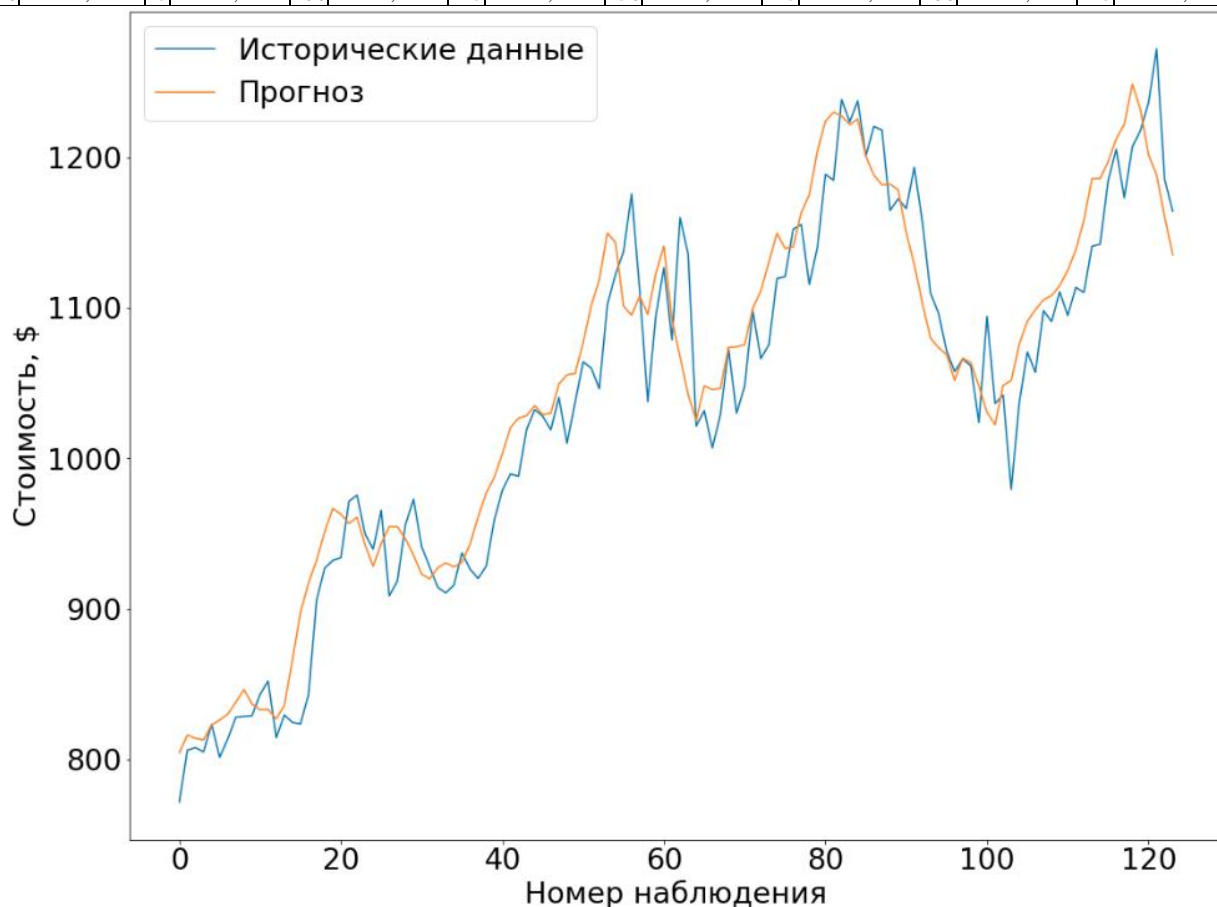


Рисунок Б.5 – Результат прогнозирования стоимости акций компании Alphabet

Таблица Б.6. Стоимостные показатели валютной пары Bitcoin/Доллар США

№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США
1	223,47	24	317,45	47	457,56	70	610,69	93	1225,11	116	4066,6	139	11767,74	162	6707,38	185	3255,37
2	233,75	25	322,78	48	452,24	71	615,77	94	1022,6	117	4345,75	140	8218,05	163	6364,26	186	4007,63
3	244,1	26	370,84	49	457,87	72	640,12	95	969,44	118	4612,92	141	8084,61	164	7398,64	187	3896,21
4	248,88	27	393,38	50	458,11	73	653,03	96	1097,4	119	4245,89	142	10417,23	165	8216,78	188	4102,85
5	270,14	28	434,69	51	439,62	74	697,27	97	1204,34	120	3689,61	143	9610,11	166	7042,39	189	3551,24
6	310,44	29	441,78	52	516,05	75	709,91	98	1176,8	121	3667,52	144	11504,42	167	6322,92	190	3567,73
7	273,18	30	422,39	53	574,91	76	701,97	99	1249,14	122	4403,09	145	9544,84	168	6502,18	191	3565,08
8	291,77	31	430,7	54	666,55	77	728,51	100	1351,91	123	4611,7	146	8215,4	169	6720,6	192	3449,62
9	281,36	32	446,19	55	761,04	78	729,42	101	1554,45	124	5688,14	147	8472,84	170	7301,26	193	3685,14
10	263,87	33	382,47	56	625,41	79	766,39	102	1772,55	125	5982,86	148	6835,84	171	6249,07	194	3670,92
11	257,12	34	402,13	57	661,64	80	767,91	103	2044,19	126	6147,52	149	7049,92	172	6502,44	195	3771,62
12	226,75	35	369,84	58	647,11	81	789,01	104	2189,02	127	7389,55	150	8376,73	173	6702,7	196	3812,31
13	228,4	36	377,94	59	676,33	82	891,07	105	2524,06	128	5878,13	151	8823,36	174	6623,71	197	3929,84
14	239,86	37	405,5	60	659,29	83	995,44	106	2973,45	129	8042,64	152	9407,04	175	6601,15	198	3998
15	230,19	38	437,87	61	621,87	84	900,86	107	2539,56	130	9318,42	153	9644,92	176	6277,73	199	3994,11
16	231,09	39	432,47	62	590,85	85	821,17	108	2541,62	131	11246,21	154	8709,46	177	6509,87	200	4112,69
17	232,5	40	405,96	63	569,06	86	918,84	109	2536,46	132	15059,6	155	8533	178	6470,74	201	5201,16
18	238,33	41	412,41	64	580,66	87	914,55	110	2511,43	133	19065,71	156	7362,23	179	6467,05	202	5165,59
19	247,65	42	411,53	65	574,98	88	1016,11	111	1914,09	134	13789,95	157	7719,75	180	6408,18	203	5305,74
20	261,67	43	424,57	66	609,55	89	996,52	112	2756,61	135	13850,4	158	6773,72	181	5615,26	204	5272,45
21	287,86	44	419,06	67	605,61	90	1048,89	113	2766,49	136	16228,16	159	6457,78	182	4004,15	205	5794,14
22	322,95	45	420,25	68	610,7	91	1171,58	114	3232,03	137	13638,63	160	6157,78	183	4143,86	206	6977,63
23	371,56	46	426,26	69	601,49	92	1271,22	115	4062,6	138	11549,93	161	6339,04	184	3592,84	207	8193,14

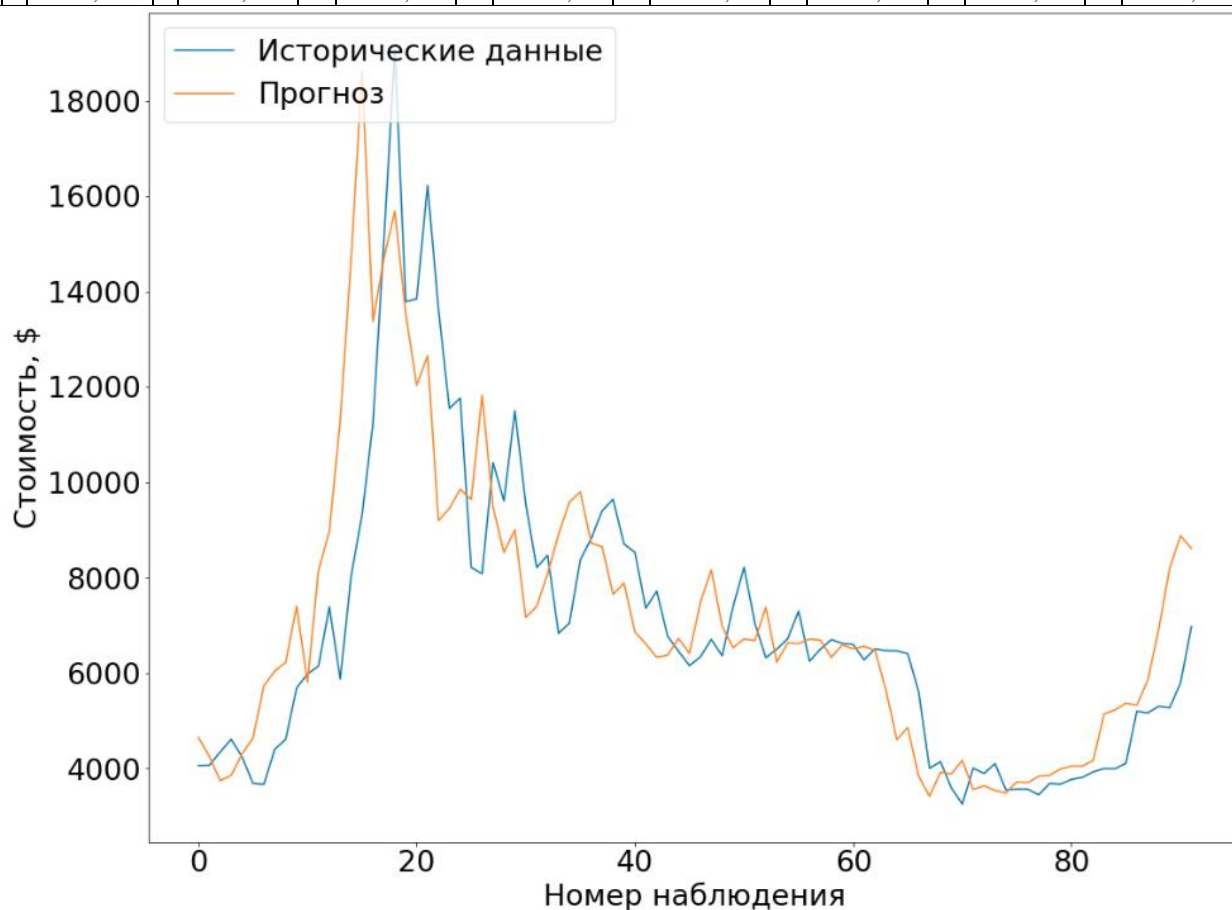


Рисунок Б.6 – Результат прогнозирования валютной пары Bitcoin/Доллар США

Таблица Б.7. Стоимостные показатели акций компании Tesla

№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость, доллар США	№	Стоимость доллар США	№	Стоимость доллар США	№	Стоимость доллар США	№	Стоимость доллар США	№	Стоимость доллар США	№	Стоимость доллар США	№	Стоимость доллар США
1	223,57	23	203,77	45	241,93	67	227,75	89	196,51	111	308,35	133	315,55	155	358,17	177	317,69
2	233,27	24	217,11	46	250,24	68	237,59	90	200,09	112	324,81	134	306,53	156	333,63	178	347,26
3	248,13	25	203,34	47	260,62	69	250,07	91	199,97	113	310,83	135	315,13	157	342,95	179	302,26
4	262,01	26	193,88	48	256,91	70	254,51	92	190,56	114	325,14	136	343,45	158	308,9	180	297,04
5	256,78	27	188,68	49	247,57	71	253,75	93	188,56	115	339,85	137	325,2	159	318,87	181	312,21
6	269,7	28	198,08	50	220,69	72	240,76	94	185,02	116	357,32	138	311,35	160	313,58	182	305,8
7	277,39	29	185	51	227,01	73	214,93	95	196,65	117	371,4	139	316,58	161	297,18	183	307,88
8	279,2	30	191	52	209,09	74	207,61	96	181,47	118	383,45	140	336,22	162	348,17	184	294,71
9	259,32	31	210,9	53	206,93	75	220,28	97	192,18	119	361,61	141	350,02	163	355,49	185	294,79
10	246,6	32	206,79	54	232,36	76	223,04	98	202,49	120	313,22	142	342,85	164	305,5	186	284,14
11	255,21	33	218,43	55	207,19	77	218,99	99	213,34	121	327,78	143	343,75	165	322,82	187	275,43
12	236,91	34	226,03	56	220,01	78	218,79	100	213,69	122	328,4	144	310,42	166	301,66	188	264,53
13	227,48	35	236,61	57	231,61	79	215,47	101	229,01	123	335,07	145	335,49	167	263,24	189	279,86
14	235,24	36	248,84	58	230,38	80	193,15	102	237,75	124	356,91	146	352,05	168	295,2	190	274,96
15	241,7	37	247,73	59	217,02	81	216,5	103	244,73	125	357,87	147	335,12	169	299,1	191	267,7
16	240,2	38	250,8	60	230,46	82	216,78	104	252,95	126	347,46	148	327,17	170	264,77	192	273,26
17	258,68	39	249,14	61	230,57	83	220,4	105	251,33	127	348,05	149	321,35	171	261,95	193	235,14
18	242,78	40	250,69	62	240,01	84	222,27	106	269,23	128	355,4	150	301,54	172	258,78	194	255,03
19	244,52	41	262,51	63	211	85	234,79	107	272,23	129	343,4	151	266,13	173	260	195	239,52
20	223,71	42	267,09	64	204,99	86	230,03	108	257	130	379,81	152	299,3	174	330,9	196	211,03
21	207	43	280,02	65	202,55	87	225,61	109	251,57	131	351,09	153	300,34	175	346,41	197	190,63
22	219,29	44	259,15	66	191,2	88	225	110	243,69	132	341,1	154	290,24	176	350,51	198	185,16

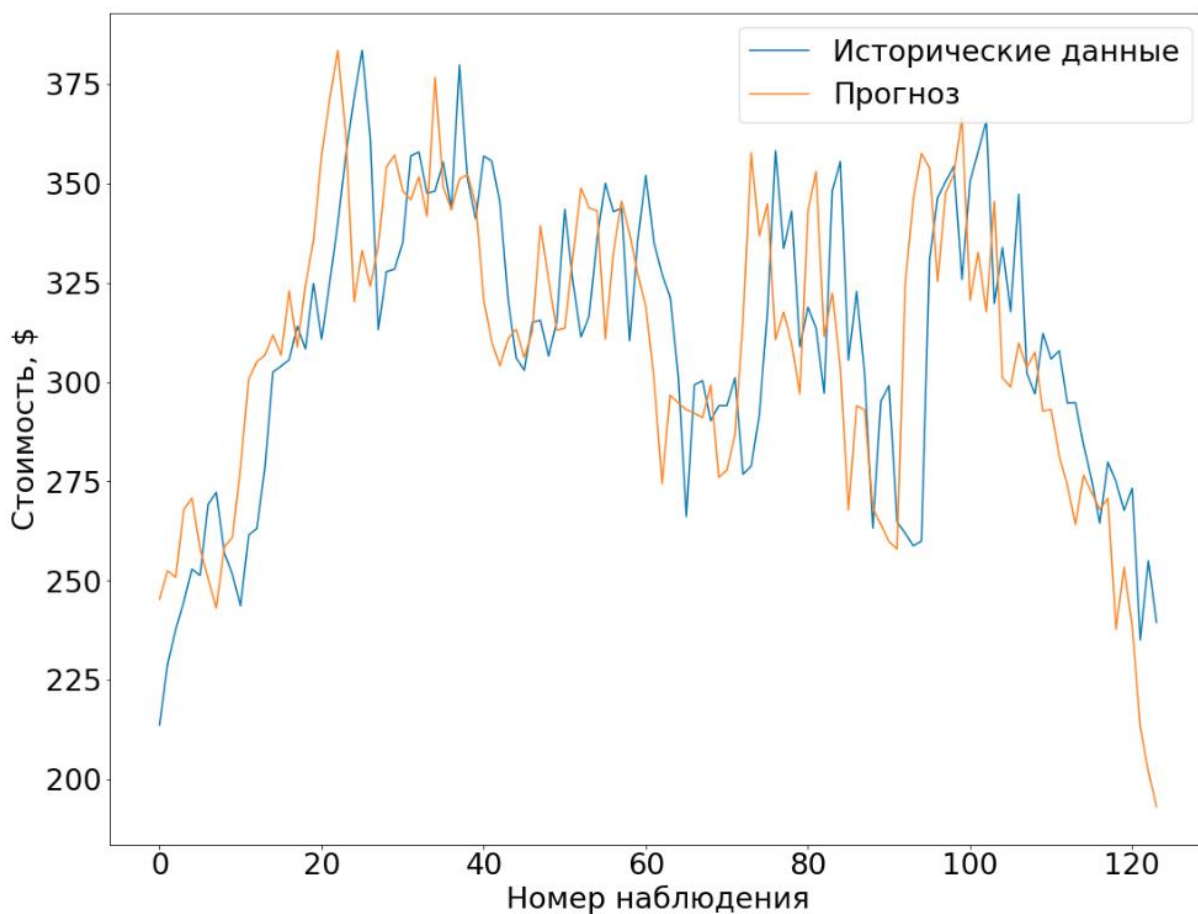


Рисунок Б.7 – Результат прогнозирования стоимости акций компании Tesla

## ПРИЛОЖЕНИЕ В. ЛИСТИНГ ТОРГОВОГО РОБОТА.

```

package session

import (
    "time"
    "log"
)

/* Session */
type Session interface{
    GetLoopCount() int
    Update(price *Price) string
}

/* SessionA */
func NewSessionA(base, quoted float64, price *Price, x1, x2,
y1, y2, z1, z2 []float64) *SessionA {
    session := &SessionA{
        Head: NewSessionAState(nil, "", base, quoted, price,
x1[0], x2[0], y1[0], y2[0], z1[0], z2[0]),
        N:    0,
        X1:   x1,
        X2:   x2,
        Y1:   y1,
        Y2:   y2,
        Z1:   z1,
        Z2:   z2,
    }
    session.Prices = append(session.Prices, price)
    return session
}

type SessionA struct {
    Id string
    Head *State
    Trend string
}

```

```

    N int
    Prices Prices
    X1, X2 []float64
    Y1, Y2 []float64
    Z1, Z2 []float64
}

func (s *SessionA) GetLoopCount() int {
    head := s.Head
    count := 1
    for i := 0; ; i++ {
        if head.Fix {
            count++
        }
        if head.Parent == nil {
            break
        }
        head = head.Parent
    }
    return count
}

func (s *SessionA) Update(price *Price) string {
    var result string
    var x1, x2, y1, y2, z1, z2 float64
    depth := s.Head.GetDepth()
    //depth += 1
    x1 = s.X1[len(s.X1) - 1]
    if len(s.X1) > depth {
        x1 = s.X1[depth]
    }
    x2 = s.X2[len(s.X2) - 1]
    if len(s.X2) > depth {
        x2 = s.X2[depth]
    }
}

```

```

y1 = s.Y1[len(s.Y1) - 1]
if len(s.Y1) > depth {
    y1 = s.Y1[depth]
}
y2 = s.Y2[len(s.Y2) - 1]
if len(s.Y2) > depth {
    y2 = s.Y2[depth]
}
z1 = s.Z1[len(s.Z1) - 1]
if len(s.Z1) > depth {
    z1 = s.Z1[depth]
}
z2 = s.Z2[len(s.Z2) - 1]
if len(s.Z2) > depth {
    z2 = s.Z2[depth]
}
//s.Prices = append(s.Prices, price)
s.Prices.Push(price)
//s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
s.Head.Prices.Push(price)
//fmt.Printf("x1: %v, x2: %v, y1: %v, y2: %v, z1: %v, z2:
%v\n", x1, x2, y1, y2, z1, z2)
if s.Trend == "" {
    //log.Printf("Trend: (empty)")
    //log.Printf("%.8f      %.8f      %v",      price.Value,
s.Head.Buy.Rate, price.Value <= s.Head.Buy.Rate)
    if s.Head.Quoted > 0 && s.Head.Buy != nil && price.Value
<= s.Head.Buy.Rate {
        // TODO: Buy occur
        log.Printf("Bought1: %v", price)
        s.Trend = "down"
        s.N++
        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
        s.Head.Status = "buy"
        s.Head.Executed = &price.Date
    }
}

```



```

        //+
        s.Head = NewSessionAState(s.Head, s.Trend,
s.Head.Base + s.Head.Buy.Amount, s.Head.Quoted - s.Head.Buy.Rate *
s.Head.Buy.Amount, &Price{Date: price.Date, Value:
s.Head.Buy.Rate}, x1, x2, y1, y2, z1, z2)
        result = "bought"
    } else if s.Head.Base > 0 && s.Head.Sell != nil &&
price.Value >= s.Head.Sell.Rate/*s.Head.GetAvgPrice("buy")*/ {
        // TODO: Sell occur
        log.Printf("Sold1: %v %v",
s.Head.GetAvgPrice("buy"), price)
        s.Trend = "up"
        s.N = 0
        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
        s.Head.Status = "sell"
        s.Head.Executed = &price.Date
        //log.Printf("Base: %.8f, %.8f", s.Head.Base,
s.Head.Base + s.Head.Sell.Rate * s.Head.Sell.Amount)
        //log.Printf("Quoted: %.8f, %.8f", s.Head.Quoted,
s.Head.Quoted - s.Head.Sell.Amount)
        // +
        s.Head = NewSessionAState(s.Head, s.Trend,
s.Head.Base - s.Head.Sell.Amount, s.Head.Quoted + s.Head.Sell.Rate
* s.Head.Sell.Amount, &Price{Date: price.Date, Value:
s.Head.Sell.Rate}, x1, x2, y1, y2, z1, z2)
        result = "sold"
    }else{
        //log.Printf("Skip1: %v", price)
        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
    }
} else if s.Trend == "up" {
    //log.Printf("Trend: %v", s.Trend)
    //log.Printf("%.8f %.8f %v", price.Value,
s.Head.Sell.Rate, price.Value >= s.Head.Sell.Rate)

```

```

        if s.Head.Base > 0 && s.Head.Sell != nil && price.Value
>= s.Head.Sell.Rate /*s.Head.GetAvgPrice("sell")*/ {
    // TODO: Sell occur
    log.Printf("Sold2: %v", price)
    s.N++
    //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
    s.Head.Status = "sell"
    s.Head.Executed = &price.Date
    // +
    s.Head = NewSessionAState(s.Head, s.Trend,
s.Head.Base - s.Head.Sell.Amount, s.Head.Quoted + s.Head.Sell.Rate
* s.Head.Sell.Amount, &Price{Date: price.Date, Value:
s.Head.Sell.Rate}, x1, x2, y1, y2, z1, z2)
    result = "sold"
} else if s.Head.Quoted > 0 && s.Head.Buy != nil &&
price.Value <= s.Head.Buy.Rate {
    // TODO: Buy occur
    log.Printf("Bought2: %v", price)
    s.Trend = ""
    s.N = 0
    //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
    s.Head.Status = "buy"
    s.Head.Executed = &price.Date
    s.Head.Fix = true
    //log.Printf("fix: %v", true)
    // +
    s.Head = NewSessionAState(s.Head, s.Trend,
s.Head.Base + s.Head.Buy.Amount, s.Head.Quoted - s.Head.Buy.Rate *
s.Head.Buy.Amount, &Price{Date: price.Date, Value:
s.Head.Buy.Rate}, s.X1[0], s.X2[0], s.Y1[0], s.Y2[0], s.Z1[0],
s.Z2[0])

    result = "bought"
} else {
    //log.Printf("Skip2: %v", price)
    //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)

```

```

    }
    }else if s.Trend == "down" {
        //log.Printf("Trend: %v", s.Trend)
        //log.Printf("%.8f      %.8f      %v",      price.Value,
s.Head.Buy.Rate, price.Value <= s.Head.Buy.Rate)
        if s.Head.Quoted > 0 && s.Head.Buy != nil && price.Value
<= s.Head.Buy.Rate {
            // TODO: Buy occur
            log.Printf("Bought3: %v", price)
            s.N++
            //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
            s.Head.Status = "buy"
            s.Head.Executed = &price.Date
            //+
            s.Head      =      NewSessionAState(s.Head,      s.Trend,
s.Head.Base + s.Head.Buy.Amount, s.Head.Quoted - s.Head.Buy.Rate *
s.Head.Buy.Amount,      &Price{Date:      price.Date,      Value:
s.Head.Buy.Rate}, x1, x2, y1, y2, z1, z2)
            result = "bought"
        } else if s.Head.Base > 0 && s.Head.Sell != nil &&
price.Value >= s.Head.Sell.Rate/*s.Head.GetAvgPrice("buy")*/ {
            // TODO: Sell occur
            log.Printf("Sold3: %v", price)
            s.Trend = ""
            s.N = 0
            //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
            s.Head.Status = "sell"
            s.Head.Executed = &price.Date
            s.Head.Fix = true
            //log.Printf("fix: %v", true)
            // +
            s.Head      =      NewSessionAState(s.Head,      s.Trend,
s.Head.Base - s.Head.Sell.Amount, s.Head.Quoted + s.Head.Sell.Rate
*      s.Head.Sell.Amount,      &Price{Date:      price.Date,      Value:

```

```

s.Head.Sell.Rate}, s.X1[0], s.X2[0], s.Y1[0], s.Y2[0], s.Z1[0],
s.Z2[0])

        result = "sold"
    }else{
        //log.Printf("Skip3: %v", price)
        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
    }
}
return result
}

func NewSessionAState(parent *State, trend string, base, quoted
float64, price *Price, x1, x2, y1, y2, z1, z2 float64) *State {
    //log.Printf("NewSessionBState: trend: %v, base: %.8f,
quoted: %.8f, price: %v", trend, base, quoted, price)
    state := &State{Parent: parent, Created: price.Date, Base:
base, Quoted: quoted, Prices: Prices{price}}
    //
    if trend == "" {
        //log.Printf("no trend")
        if base > 0 {
            rate := (1 + x1) * price.Value
            amount := base * y1
            if base > amount {
                state.Sell = &Order{
                    Rate: rate,
                    Amount: amount,
                }
            }
        }
        if quoted > 0 {
            rate := (1 - x2) * price.Value
            amount := quoted * y2 / rate
            if base > amount {
                state.Buy = &Order{

```

```

        Rate:  rate,
        Amount: amount,
    }
}
}
} else if trend == "up" {
    //log.Printf("up")
    parent.Trend = trend
    if base > 0 {
        state.Sell = &Order{
            Rate: (1 + x1) * price.Value,
            Amount: state.Base * y1,
        }
    }
    if quoted > 0 {
        avg := state.GetAvgPrice("sell")
        //log.Printf("avg: %.8f", avg)
        state.Buy = &Order{
            Rate: (1 - z1) * avg,
        }
        amount := state.GetAmount("sell")
        //log.Printf("amount: %.8f", amount)
        state.Buy.Amount = amount + ((avg - state.Buy.Rate)
* amount / 2) / state.Buy.Rate
    }
} else {
    // down
    //log.Printf("down")
    parent.Trend = trend
    if base > 0 {
        avg := state.GetAvgPrice("buy")
        state.Sell = &Order{
            Rate: avg * (1 + z2),
        }
    }
}

```

```

        //state.Sell.Amount = base - ((state.Sell.Rate -
avg) * base / 2) / state.Sell.Rate
        amount := state.GetAmount("buy")
        log.Printf("amount: %.8f", amount)
        //state.Sell.Amount = amount - ((state.Sell.Rate -
avg) * amount / 2) / state.Sell.Rate
        state.Sell.Amount = amount + ((avg -
state.Sell.Rate) * amount / 2) / state.Sell.Rate
    }
    if quoted > 0 {
        state.Buy = &Order{
            Rate: price.Value - price.Value * x2,
            Amount: quoted * y2 / (price.Value -
price.Value * x2),
        }
    }
}
return state
}

/* SessionB */

func NewSessionB(base, quoted float64, price *Price, x1, x2,
y1, y2, z1, z2 []float64) *SessionB {
    session := &SessionB{
        Head: NewSessionBState(nil, "", base, quoted, price,
x1[0], x2[0], y1[0], y2[0], z1[0], z2[0]),
        N:    0,
        X1:   x1,
        X2:   x2,
        Y1:   y1,
        Y2:   y2,
        Z1:   z1,
        Z2:   z2,
    }
}

```

```

    session.Prices = append(session.Prices, price)
    return session
}

```

```

type SessionB struct {
    Id string
    Head *State
    Trend string
    N int
    Prices Prices
    X1, X2 []float64
    Y1, Y2 []float64
    Z1, Z2 []float64
}

```

```

func (s *SessionB) GetLoopCount() int {
    head := s.Head
    count := 1
    for i := 0; ; i++ {
        if head.Fix {
            count++
        }
        if head.Parent == nil {
            break
        }
        head = head.Parent
    }
    return count
}

```

```

func (s *SessionB) Update(price *Price) string {
    var result string
    var x1, x2, y1, y2, z1, z2 float64
    depth := s.Head.GetDepth()
    //depth += 1
}

```

```

x1 = s.X1[len(s.X1) - 1]
if len(s.X1) > depth {
    x1 = s.X1[depth]
}
x2 = s.X2[len(s.X2) - 1]
if len(s.X2) > depth {
    x2 = s.X2[depth]
}
y1 = s.Y1[len(s.Y1) - 1]
if len(s.Y1) > depth {
    y1 = s.Y1[depth]
}
y2 = s.Y2[len(s.Y2) - 1]
if len(s.Y2) > depth {
    y2 = s.Y2[depth]
}
z1 = s.Z1[len(s.Z1) - 1]
if len(s.Z1) > depth {
    z1 = s.Z1[depth]
}
z2 = s.Z2[len(s.Z2) - 1]
if len(s.Z2) > depth {
    z2 = s.Z2[depth]
}
//s.Prices = append(s.Prices, price)
s.Prices.Push(price)
//s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
s.Head.Prices.Push(price)
//fmt.Printf("x1: %v, x2: %v, y1: %v, y2: %v, z1: %v, z2:
%v\n", x1, x2, y1, y2, z1, z2)
if s.Trend == "" {
    //log.Printf("Trend: (empty)")
    //log.Printf("%.8f      %.8f      %v",      price.Value,
s.Head.Buy.Rate, price.Value <= s.Head.Buy.Rate)

```



```

        if s.Head.Quoted > 0 && s.Head.Buy != nil && price.Value
<= s.Head.Buy.Rate {
            // TODO: Buy occur
            log.Printf("Bought1: %v", price)
            s.Trend = "down"
            s.N++
            //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
            s.Head.Status = "buy"
            s.Head.Executed = &price.Date
            s.Head = NewSessionBState(s.Head, s.Trend,
s.Head.Base - s.Head.Buy.Rate * s.Head.Buy.Amount, s.Head.Quoted +
s.Head.Buy.Amount, &Price{Date: price.Date, Value:
s.Head.Buy.Rate}, x1, x2, y1, y2, z1, z2)
            result = "bought"
        } else if s.Head.Base > 0 && s.Head.Sell != nil &&
price.Value >= s.Head.Sell.Rate/*s.Head.GetAvgPrice("buy")*/ {
            // TODO: Sell occur
            log.Printf("Sold1: %v %v",
s.Head.GetAvgPrice("buy"), price)
            s.Trend = "up"
            s.N = 0
            //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
            s.Head.Status = "sell"
            s.Head.Executed = &price.Date
            //log.Printf("Base: %.8f, %.8f", s.Head.Base,
s.Head.Base + s.Head.Sell.Rate * s.Head.Sell.Amount)
            //log.Printf("Quoted: %.8f, %.8f", s.Head.Quoted,
s.Head.Quoted - s.Head.Sell.Amount)
            s.Head = NewSessionBState(s.Head, s.Trend,
s.Head.Base + s.Head.Sell.Rate * s.Head.Sell.Amount, s.Head.Quoted
- s.Head.Sell.Amount, &Price{Date: price.Date, Value:
s.Head.Sell.Rate}, x1, x2, y1, y2, z1, z2)
            result = "sold"
        }else{
            //log.Printf("Skip1: %v", price)

```

```

        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
    }
} else if s.Trend == "up" {
    //log.Printf("Trend: %v", s.Trend)
    //log.Printf("%.8f      %.8f      %v",      price.Value,
s.Head.Sell.Rate, price.Value >= s.Head.Sell.Rate)
    if s.Head.Base > 0 && s.Head.Sell != nil && price.Value
>= s.Head.Sell.Rate /*s.Head.GetAvgPrice("sell")*/ {
        // TODO: Sell occur
        log.Printf("Sold2: %v", price)
        s.N++
        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
        s.Head.Status = "sell"
        s.Head.Executed = &price.Date
        s.Head      =      NewSessionBState(s.Head,      s.Trend,
s.Head.Base + s.Head.Sell.Rate * s.Head.Sell.Amount, s.Head.Quoted
-      s.Head.Sell.Amount,      &Price{Date:      price.Date,      Value:
s.Head.Sell.Rate}, x1, x2, y1, y2, z1, z2)
        result = "sold"
    } else if s.Head.Quoted > 0 && s.Head.Buy != nil &&
price.Value <= s.Head.Buy.Rate {
        // TODO: Buy occur
        log.Printf("Bought2: %v", price)
        s.Trend = ""
        s.N = 0
        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
        s.Head.Status = "buy"
        s.Head.Executed = &price.Date
        s.Head.Fix = true
        //log.Printf("fix: %v", true)
        s.Head      =      NewSessionBState(s.Head,      s.Trend,
s.Head.Base - s.Head.Buy.Rate * s.Head.Buy.Amount, s.Head.Quoted +
s.Head.Buy.Amount,      &Price{Date:      price.Date,      Value:
s.Head.Buy.Rate}, s.X1[0], s.X2[0], s.Y1[0], s.Y2[0], s.Z1[0],
s.Z2[0])
    }
}

```

```

        result = "bought"
    }else{
        //log.Printf("Skip2: %v", price)
        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
    }
}else if s.Trend == "down" {
    //log.Printf("Trend: %v", s.Trend)
    //log.Printf("%.8f      %.8f      %v",      price.Value,
s.Head.Buy.Rate, price.Value <= s.Head.Buy.Rate)
    if s.Head.Quoted > 0 && s.Head.Buy != nil && price.Value
<= s.Head.Buy.Rate {
        // TODO: Buy occur
        log.Printf("Bought3: %v", price)
        s.N++
        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
        s.Head.Status = "buy"
        s.Head.Executed = &price.Date
        s.Head      =      NewSessionBState(s.Head,      s.Trend,
s.Head.Base - s.Head.Buy.Rate * s.Head.Buy.Amount, s.Head.Quoted +
s.Head.Buy.Amount,      &Price{Date:      price.Date,      Value:
s.Head.Buy.Rate}, x1, x2, y1, y2, z1, z2)
        result = "bought"
    } else if s.Head.Base > 0 && s.Head.Sell != nil &&
price.Value >= s.Head.Sell.Rate/*s.Head.GetAvgPrice("buy")*/ {
        // TODO: Sell occur
        log.Printf("Sold3: %v", price)
        s.Trend = ""
        s.N = 0
        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
        s.Head.Status = "sell"
        s.Head.Executed = &price.Date
        s.Head.Fix = true
        //log.Printf("fix: %v", true)
        s.Head      =      NewSessionBState(s.Head,      s.Trend,
s.Head.Base + s.Head.Sell.Rate * s.Head.Sell.Amount, s.Head.Quoted

```

```

-     s.Head.Sell.Amount,      &Price{Date:    price.Date,    Value:
s.Head.Sell.Rate}, s.X1[0], s.X2[0], s.Y1[0], s.Y2[0], s.Z1[0],
s.Z2[0])

        result = "sold"
    }else{
        //log.Printf("Skip3: %v", price)
        //s.Head.Prices = append(s.Head.Prices, price)
    }
}
return result
}

func NewSessionBState(parent *State, trend string, base, quoted
float64, price *Price, x1, x2, y1, y2, z1, z2 float64) *State {
    //log.Printf("NewSessionBState: trend: %v, base: %.8f,
quoted: %.8f", trend, base, quoted)
    state := &State{Parent: parent, Created: price.Date, Base:
base, Quoted: quoted, Prices: Prices{price}}
    //
    if trend == "" {
        if base > 0 {
            rate := (1 + x1) * price.Value
            amount := base * y1 / price.Value
            log.Printf("rate: %.8f, amount: %.8f", rate,
amount)

            if quoted > amount {
                state.Sell = &Order{
                    Rate:    rate,
                    Amount: amount,
                }
            }
        }
        if quoted > 0 {
            rate := (1 - x2) * price.Value
            amount := base * y2 / rate

```

```

        log.Printf("rate: %.8f, amount: %.8f", rate,
amount)

        if quoted > amount {
            state.Buy = &Order{
                Rate: rate,
                Amount: amount,
            }
        }
    }
} else if trend == "up" {
    log.Printf("up")
    parent.Trend = trend
    if base > 0 {
        state.Sell = &Order{
            Rate: (1 + x1) * price.Value,
            Amount: state.Quoted * y1,
        }
    }
    if quoted > 0 {
        avg := state.GetAvgPrice("sell")
        //log.Printf("avg: %.8f", avg)
        state.Buy = &Order{
            Rate: (1 - z1) * avg,
        }
        amount := state.GetAmount("sell")
        //log.Printf("amount: %.8f", amount)
        state.Buy.Amount = amount + ((avg - state.Buy.Rate)
* amount / 2) / state.Buy.Rate
    }
} else {
    // down
    log.Printf("down")
    parent.Trend = trend
    if base > 0 {
        avg := state.GetAvgPrice("buy")

```

```

        state.Sell = &Order{
            Rate: avg * (1 + z2),
        }
        //state.Sell.Amount = base - ((state.Sell.Rate -
avg) * base / 2) / state.Sell.Rate
        amount := state.GetAmount("buy")
        log.Printf("amount: %.8f", amount)
        //state.Sell.Amount = amount - ((state.Sell.Rate -
avg) * amount / 2) / state.Sell.Rate
        state.Sell.Amount = amount + ((avg -
state.Sell.Rate) * amount / 2) / state.Sell.Rate
    }
    if quoted > 0 {
        state.Buy = &Order{
            Rate: price.Value - price.Value * x2,
            Amount: base * y2 / (price.Value - price.Value
* x2),
        }
    }
}
return state
}

/* State */

type State struct {
    Parent *State
    Created time.Time
    Base float64
    Quoted float64
    Prices Prices
    //X, Y, Z float64
    Trend string
    Status string // (empty), "buy", "sell"
    Fix bool

```

```

    Buy *Order
    Sell *Order
    Executed *time.Time `json:",omitempty"`
}

func (s *State) GetBalance() (base float64, quoted float64) {
    if s.Parent == nil {
        //log.Printf("case1")
        base = s.Base
        quoted = s.Quoted
    }else{
        //log.Printf("case2")
        if s.Status == "buy" {
            //log.Printf("case2.1")
            base = s.Base + s.Buy.Amount
            //log.Printf("base: %v + %v", s.Base, s.Buy.Amount)
            quoted = s.Quoted - s.Buy.Rate * s.Buy.Amount
            //log.Printf("quoted: %v - %v * %v", s.Quoted,
s.Buy.Rate, s.Buy.Amount)
        }else if s.Status == "sell" {
            //log.Printf("case2.2")
            base = s.Base - s.Sell.Amount
            quoted = s.Quoted + s.Sell.Rate * s.Sell.Amount
        }else{
            //log.Printf("case2.3")
            base = s.Base
            quoted = s.Quoted
        }
    }
    return base, quoted
}

func (s *State) GetAvgPrice(status string) float64 {
    parent := s.Parent
    var rate, amount float64

```

```

var i int
for i = 1; parent != nil; i++ {
    //log.Printf("parent: %v\n", parent)
    //if parent.Status == "" || parent.Status == status {
    if !parent.Fix {
        if status == "buy" {
            rate += parent.Buy.Rate * parent.Buy.Amount
            amount += parent.Buy.Amount
        }else if status == "sell"{
            rate += parent.Sell.Rate * parent.Sell.Amount
            amount += parent.Sell.Amount //?
        }
    }else{
        break
    }
    parent = parent.Parent
}
if i == 1 {
    return s.Prices[len(s.Prices) - 1].Value
}
//log.Printf("rate: %v, amount: %v, rate / amount: %v",
rate, amount, rate / amount)
return rate / amount
}

func (s *State) GetAmount(status string) float64 {
    //log.Printf("GetAmount: %v", status)
    parent := s.Parent
    var amount float64
    for i := 1; parent != nil; i++ {
        //log.Printf("i: %v, %v, Price: %v, %v", i, parent,
parent.Prices[len(parent.Prices) - 1], parent.Fix)
        //if parent.Status == "" || parent.Status == status {
        if !parent.Fix {

```



```

        if status == "buy" {
            amount += parent.Buy.Amount
        }else{
            amount += parent.Sell.Amount
        }
    }else{
        break
    }
    parent = parent.Parent
}
return amount
}

func (s *State) GetRoot() *State {
    state := s
    for i := 0; state != nil; i++ {
        if state.Parent == nil {
            return state
        }
        state = state.Parent
    }
    return s
}

func (s *State) GetLastFix() *State {
    state := s
    for i := 0; state != nil; i++ {
        if state.Parent == nil || state.Fix {
            return state
        }
        state = state.Parent
    }
    return s
}

```

```

func (s *State) GetDepth() int {
    state := s
    for i := 0; state != nil; i++ {
        if state.Parent == nil || state.Parent.Fix {
            return i
        }
        state = state.Parent
    }
    return 0
}

/* Price */

type Prices []*Price

func (ps *Prices) Push(p *Price) {
    if len(*ps) == 0 || (*ps)[len(*ps) - 1].Value != p.Value {
        *ps = append(*ps, p)
    }
}

type Price struct {
    Date time.Time
    Value float64
}

type Order struct {
    Rate float64
    Amount float64
}

```