

Федеральное государственное образовательное бюджетное учреждение
высшего образования
«Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации»

На правах рукописи

Лабусов Максим Владимирович

МОДЕЛИРОВАНИЕ ВЫСОКОЧАСТОТНЫХ
ФИНАНСОВЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ
С ПОМОЩЬЮ МЕТОДОВ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

08.00.13 – Математические и инструментальные методы экономики

ДИССЕРТАЦИЯ
на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель

Трегуб Илона Владимировна,
доктор экономических наук, профессор

Москва – 2022

Оглавление

| | |
|---|-----|
| Введение..... | 4 |
| Глава 1 Теоретические основы исследования фондовых рынков..... | 14 |
| 1.1 Подходы к процессу ценообразования на фондовом рынке: сущность и особенности..... | 14 |
| 1.2 Актуальные вопросы и современная проблематика, связанная с ценообразованием активов на фондовом рынке..... | 31 |
| 1.3 Характеристика объектов и горизонта прогнозирования..... | 42 |
| Глава 2 Концептуальные и теоретические подходы к моделированию высокочастотных финансовых временных рядов..... | 60 |
| 2.1 Создание концепции прогнозирования доходностей для осуществления торговли на базе высокочастотных финансовых временных рядов..... | 60 |
| 2.2 Разработка метода повышения доходности торговли активами на фондовых рынках..... | 65 |
| 2.3 Роль искусственного интеллекта в изучении фондового рынка..... | 79 |
| 2.4 Разработка модели исследования высокочастотных финансовых временных рядов..... | 87 |
| Глава 3 Результаты моделирования высокочастотных финансовых временных рядов и их апробация..... | 104 |
| 3.1 Анализ результатов прогнозирования и оценка точности прогнозов..... | 104 |
| 3.2 Особенности применения моделей на развитых и развивающихся рынках..... | 107 |
| 3.3 Разработка и проверка торговых рекомендаций, полученных на основе результатов моделирования..... | 110 |
| Заключение..... | 130 |
| Список литературы..... | 134 |

| | |
|--|-----|
| Приложение А Блок-схема автоматической торговой системы | 151 |
| Приложение Б Код нейронной сети долгой краткосрочной памяти, используемой для моделирования одноминутных логарифмических доходностей фондовых индексов развитых и развивающихся стран (на примере фондового индекса «NASDAQ Composite»)..... | 152 |

Введение

Актуальность темы исследования. На динамику развития современного мирового хозяйства оказывают влияние 2 преобладающих явления: научно-технический прогресс и глобализация. Достижения в области научно-технического прогресса привели к росту эффективности работы компьютеров и снижению их себестоимости. Следствием глобализации является усиление экономических, финансовых, технологических, информационных, торговых связей между странами и регионами. Одним из основных объектов, находящихся под влиянием финансовой глобализации, являются финансовые рынки. За последние десятилетия степень их информационной и торговой взаимосвязи существенно выросла, а процессы, происходящие на таких рынках, заметно ускорились. Одним из последствий укрепления взаимосвязей между финансовыми рынками стало распространение алгоритмической торговли – совокупности сделок купли-продажи финансовых активов, реализуемых за короткие промежутки времени посредством специального программного кода. Высокочастотные данные, представленные финансовыми временными рядами, составляют основу для совершения сделок в рамках алгоритмической торговли. Расширение масштабов алгоритмической торговли ведёт к росту потребности в высокочастотных данных – финансовых временных рядах. Сложившиеся тенденции обуславливают необходимость применения научного подхода для изучения высокочастотных финансовых временных рядов.

Процесс исследования высокочастотных финансовых временных рядов заключается в анализе структуры таких данных и прогнозировании их будущих значений. В течение длительного периода времени для решения этих задач использовались классические эконометрические модели. Взаимосвязь результативного и факторных признаков в этих моделях носит как линейный, так и нелинейный характер. Однако в начале 1990–х годов учёные, занимавшиеся изучением финансовых временных рядов, начали использовать

модели искусственного интеллекта для анализа и прогнозирования указанных данных. На сегодняшний день инструментарий искусственного интеллекта превзошёл базовые эконометрические модели по масштабам применения при практическом изучении высокочастотных финансовых данных. Способность учёта нелинейности в данных делает его более предпочтительным по сравнению со стандартными линейными моделями, так как крайне затруднительно найти такие реальные данные, тенденция изменения которых со временем носила бы только линейный характер. По сравнению с нелинейными эконометрическими техниками модели искусственного интеллекта обладают способностью к обучению на данных. Обучение заключается в изменении оценок параметров моделей по результатам последовательных итераций. Посредством обучения нейронная сеть «адаптируется» к данным, начинает «понимать» их структуру, выделяет наиболее значимые компоненты. Благодаря способности к обучению модели искусственного интеллекта имеют в среднем более низкую ошибку моделирования. Это особенно актуально для высокочастотных данных, которые зачастую являются сильно «зашумленными» и, как следствие, трудно поддающимися моделированию даже с помощью нелинейных моделей.

Наибольший прогресс в вопросе обучения моделей искусственного интеллекта был достигнут в рамках применения такого класса моделей, как нейронные сети. При этом остаётся незаполненным пространство для дальнейших исследований в области обучения нейронных сетей, результатом которых может стать дальнейшее совершенствование их архитектуры и повышение точности моделирования данных. Немаловажной причиной, объясняющей перспективность работ по теме нейронных сетей, является наличие конкуренции между различными архитектурами сетей: 2 различные архитектуры могут давать близкие по точности результаты при решении одной и той же задачи. В подобном случае на первый план выходит выбор составных элементов модели, таких как слои, функция активации и прочее, а также определение их необходимого количества. Существование подобной ситуации

обусловило выбор автором нейронных сетей в качестве основного инструментария моделирования в диссертации. Таким образом, разработка новых и модернизация существующих научно-технических решений, связанных с обработкой данных, удовлетворяющих поставленным требованиям качества и критериям к временным и ресурсным показателям процесса обработки данных, является актуальной задачей.

Степень разработанности темы исследования. Одними из первых научных работ в области нейронных сетей как специфической технологии искусственного интеллекта стали работы таких исследователей, как У. Маккалок и В. Питтс, Ф. Розенблатт, Д. Хебб. В дальнейшем результаты, полученные указанными исследователями, были расширены и углублены такими учёными, как С. Пейперт, М. Минский, Г. Саймон, Д. Хопфилд, Д. Хинтон. Существенного вклада в систематизацию информации по технологии нейронных сетей добились С. Хайкин и К. Бишоп.

Применение технологии нейронных сетей для моделирования финансовых данных (в том числе данных, представленных финансовыми временными рядами) представлено в работах В. Вея, Й.-К. Квона, Х. Циммерманна и других авторов.

Основная научная гипотеза. Особенность архитектуры нейронных сетей долгой краткосрочной памяти, заключающаяся в фильтрации информации, позволяет моделировать будущие значения с использованием наиболее релевантной информации. Как следствие, повышается точность моделирования, а данные в большей степени соответствуют реальности. Наряду с этим повышается качество прогнозов, сделанных с применением нейронных сетей долгой краткосрочной памяти.

Предмет исследования – процесс формирования высокочастотных доходностей на фондовых рынках для принятия решений при проведении высокочастотных сделок.

Объект исследования – фондовые рынки развитых и развивающихся стран.

Целью исследования является разработка моделей и инструментальных средств, предназначенных для поддержки принятия стратегических инвестиционных решений на базе обработки высокочастотных финансовых временных рядов методами искусственного интеллекта.

Для достижения поставленной цели исследования в работе были решены следующие взаимосвязанные **задачи**:

- на основе анализа ключевых показателей ведущих национальных фондовых рынков определены критерии и разработан метод формирования групп стран по типу фондовых рынков, имеющих близкие значения по выбранным критериям, для создания информационной базы данных при осуществлении моделирования высокочастотных финансовых временных рядов;

- на основе современных подходов к моделированию на фондовых рынках разработана модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти, представляющая собой инструментальное средство на базе искусственного интеллекта для исследования высокочастотных финансовых временных рядов;

- создана концепция повышения эффективности инструментов прогнозирования высокочастотных финансовых временных рядов доходностей. Данная концепция основана на применении разработанного автором критерия эффективности в форме индикатора оценки точности моделирования доходностей финансовых активов к результатам, полученным по созданной модели нейронной сети для разных групп национальных фондовых рынков;

- создан метод повышения доходностей высокочастотных сделок при торговле финансовыми активами для поддержки принятия решений на фондовом рынке. Данный метод базируется на разработанной модели нейронной сети долгой краткосрочной памяти;

– на основе анализа торговых индикаторов осуществлён выбор индикаторов, наиболее чувствительных к изменению динамики высокочастотных временных рядов и обоснована разработка нового показателя в качестве сигнала к открытию (закрытию) торговой позиции;

– разработана автоматическая торговая система, позволяющая осуществлять высокочастотную торговлю финансовыми инструментами (фондовыми индексами). В качестве критерия принятия решения в данной системе использован разработанный автором показатель открытия (закрытия) торговой позиции;

– на основе созданной автоматической торговой системы, индикатора открытия (закрытия) торговой позиции и оценённой модели нейронной сети долгой краткосрочной памяти разработана система поддержки принятия решений для торговли на фондовом рынке.

Информационную базу исследования составляют данные по доходности фондовых индексов развитых и развивающихся стран, полученные посредством трансформации котировок фондовых индексов. Источником получения указанных данных является информационно - аналитическая система «Bloomberg». Наряду с этой информацией в процессе подготовки работы были использованы данные макроэкономической статистики стран мира, источником которой стали информационные репозитории группы Всемирного банка и Международного валютного фонда, а также веб-сайт Организации Объединённых Наций. Правовая информация представлена содержанием федерального закона «О рынке ценных бумаг» от 22.04.1996 № 39-ФЗ.

Научная новизна исследования состоит в постановке и решении научной задачи, имеющей важное экономическое значение и заключающейся в разработке новых способов обработки и моделирования данных, которые отличаются от существующих подходов тем, что исключают экспертный субъективизм при обработке данных и удовлетворяют критериям,

предъявляемым к временным и ресурсным показателям процесса обработки данных.

Положения, выносимые на защиту:

– на основе выявленной специфики фондовых рынков, базирующейся на анализе ключевых показателей национальных фондовых рынков и критериях разделения национальных фондовых рынков на группы, предложен метод формирования информационной базы для моделирования динамики высокочастотных данных (С. 46-51);

– на основе анализа современных моделей прогнозирования высокочастотных финансовых временных рядов цен (доходностей) финансовых инструментов (в том числе фондовых индексов), торгуемых на фондовых рынках, создана модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти для прогнозирования высокочастотных данных (С. 89-91; 95-96);

– разработаны концептуальные положения и метод использования созданной модели нейронной сети с целью повышения эффективности инструментов прогнозирования высокочастотных финансовых временных рядов доходностей. В качестве критерия эффективности выступает разработанный автором индикатор оценки точности моделирования доходностей финансовых активов. В отличие от предыдущих подходов разработанная концепция позволяет учесть особенности результатов моделирования в зависимости от типа рынка (С. 93-98);

– разработан индикатор, представляющий собой модификацию индикатора «индекс относительной силы» для использования в качестве критерия принятия решения при создании автоматической торговой системы (С. 122-123);

– усовершенствована система поддержки принятия решений при торговле активами на фондовом рынке, включающая в себя созданную автоматическую торговую систему с использованием критерия принятия

решения и обученной модели нейронной сети долгой краткосрочной памяти (С. 121-125).

Методологию и методы исследования составляют фундаментальные положения и научно-методологические подходы к моделированию и прогнозированию высокочастотных финансовых временных рядов, а также разновидности такого инструментария искусственного интеллекта, как нейронные сети, сформулированные и представленные в работах отечественных и зарубежных учёных по анализу и прогнозированию временных рядов. Методологическая основа исследования состоит из методов системного, статистического, экономико-математического, сравнительного и финансового анализа.

Область исследования. Диссертация подготовлена в рамках пунктов 1.1. «Разработка и развитие математического аппарата анализа экономических систем: математической экономики, эконометрики, прикладной статистики, теории игр, оптимизации, теории принятия решений, дискретной математики и других методов, используемых в экономико-математическом моделировании», 1.4. «Разработка и исследование моделей и математических методов анализа микроэкономических процессов и систем: отраслей народного хозяйства, фирм и предприятий, домашних хозяйств, рынков, механизмов формирования спроса и потребления, способов количественной оценки предпринимательских рисков и обоснования инвестиционных решений» Паспорта научной специальности 08.00.13 – Математические и инструментальные методы экономики (экономические науки).

Теоретическая значимость работы состоит в том, что полученные результаты могут быть использованы для разработки новых и совершенствования существующих архитектур нейронных сетей, комбинаций их параметров, а также механизмов обработки информации, которая используется нейронной сетью в качестве «входных» данных.

Практическая значимость работы состоит в том, что разрешён важный научно-практический вопрос: разработан инструментарий для

моделирования высокочастотных финансовых временных рядов с целью обеспечения поддержки принятия решений при реализации инвестиционной стратегии. Указанная разработка имеет важное значение для решения практических задач, а именно: удалось получить достаточную точность прогнозирования будущих знаков доходности фондовых индексов и осуществить торговлю на высокочастотных данных с использованием стратегии, включающей в себя оценённую модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти.

В рамках исследования применена нейронная сеть долгой краткосрочной памяти для работы с высокочастотными финансовыми временными рядами, количественно оценены её параметры и смоделирована динамика доходностей фондовых индексов. Также сделан прогноз знаков будущих величин доходности фондовых индексов и определена точность сделанных прогнозов. Приемлемая точность сделанных прогнозов свидетельствует о том, что настроенный вариант нейронной сети долгой краткосрочной памяти может быть использован для описания динамики доходностей фондовых индексов, равно как и для получения прогнозов их изменений в будущем. Экспериментально подтверждён факт наличия зависимости точности результатов моделирования и прогнозирования доходностей фондовых индексов от их волатильности. Помимо этого сформирована система поддержки принятия решений для осуществления сделок купли-продажи фондовых индексов. Указанная система представляет собой программу - «советник», которая может быть использована широким кругом индивидуальных инвесторов. Положительный результат торговли по большинству из исследуемых фондовых индексов с использованием данной системы поддержки принятия решений позволяет сделать вывод о её эффективности и возможности реального практического применения.

Степень достоверности, апробация и внедрение результатов исследования. Данные по фондовым индексам, взятые из информационной системы «Bloomberg» и представляющие собой цены (котировки) индексов, и

сведения по национальной макроэкономической статистике, взятые из информационного репозитория группы Всемирного банка, признаны достоверными. Методики научного исследования, осуществления расчётов и экономико-математического моделирования, использованные в ходе подготовки диссертации, признаны обоснованными. На основании изложенного результаты проведённых автором исследований можно считать достоверными.

Основные пункты научной новизны и выводы, сделанные в исследовании, апробированы на научно-практических мероприятиях: на XXVI Международной научной конференции студентов, аспирантов и молодых учёных «Ломоносов» (Москва, МГУ им. М.В. Ломоносова, 08-12 апреля 2019 г.); на Международной научно-практической конференции «Международный опыт стимулирования развития микро-, малых и средних предприятий: возможности применения в России» (Москва, МГИМО МИД России, 28 ноября 2019 г.); на Всероссийской научно-практической конференции «Финансы и корпоративное управление в меняющемся мире» (Москва, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации», 03 декабря 2019 г.); на Международном научном форуме «Наука и инновации – современные концепции» (Москва, Издательство «Инфинити», 24 апреля 2020 г.); на XXVII Международной конференции студентов, аспирантов и молодых учёных «Ломоносов» (Москва, МГУ им. М.В. Ломоносова, 10-27 ноября 2020 г.); на XXVIII Международной конференции студентов, аспирантов и молодых учёных «Ломоносов» (Москва, МГУ им. М.В. Ломоносова, 12-23 апреля 2021 г.).

Материалы исследования используются в практической деятельности Лаборатории данных ООО «САС Институт». В частности, используются инструкция по созданию нейронной сети для анализа высокочастотных временных рядов и методика обработки указанных данных для применения в рамках созданной модели нейронной сети. По материалам исследования

внедрена модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти, позволившая улучшить точность и повысить качество прогнозирования высокочастотных данных. Выводы и основные положения исследования используются в практической работе Лаборатории данных ООО «САС Институт» и способствуют повышению качества оказываемых услуг.

Материалы исследования используются Департаментом математики Финансового университета в преподавании учебной дисциплины «Эконометрика».

Апробация и внедрение результатов исследования подтверждены соответствующими документами.

Публикации. По теме исследования опубликовано 5 научных работ общим объёмом 3,63 п.л. (весь объём авторский) в рецензируемых научных изданиях, определённых ВАК при Минобрнауки России.

Структура и объём диссертации. Цель и задачи исследования определили структуру работы. Диссертация состоит из введения, трёх глав, заключения, списка литературы, содержащего 144 наименования, и 2 приложений. Текст диссертации изложен на 155 страницах, включает 11 таблиц и 16 рисунков.

Глава 1

Теоретические основы исследования фондовых рынков

1.1 Подходы к процессу ценообразования на фондовом рынке: сущность и особенности

Ценообразование можно определить как процесс установления цены на товар, работу или услугу. Процесс ценообразования является неотъемлемым элементом любого экономического или финансового рынка. На фондовом рынке объектом ценообразования выступают ценные бумаги – акции, облигации, депозитарные расписки, инвестиционные паи. Процесс ценообразования на активы фондового рынка исследуется как теоретиками, так и практиками фондового рынка.

Существует ряд теорий, объясняющих процесс ценообразования на фондовом рынке с позиции различных предпосылок и допущений. В качестве таких теорий в современной финансовой науке выделяют гипотезу эффективного рынка, теорию внутренней стоимости, гипотезу фрактального рынка, теорию шумовой торговли, теорию поведенческих финансов, технический анализ, теорию хаоса и теорию рефлексивности. Названия теорий приведены в таких формулировках, какие используются в классической и современной финансовой литературе. Рассмотрим указанные подходы для того, чтобы понять ход процесса ценообразования активов фондового рынка и определить, имеет ли смысл прогнозирование величины стоимости таких активов в будущем.

Гипотеза эффективного рынка является, по мнению многих учёных, наиболее распространенным предположением, имеющим под собой научную основу и выдвигаемым для объяснения процесса ценообразования акций. Она чаще всего используется для изучения процесса ценообразования на организованном фондовом рынке. Положения этой гипотезы были впервые

отражены Л. Башелье в работе «Теория спекуляции» [60]. Башелье высказал идею о случайном характере изменения цен акций. Следствием этой идеи было утверждение о нецелесообразности прогнозирования будущих значений цен акций, так как на основе имеющихся исторических цен нельзя дать точный прогноз будущих цен. В рамках этой гипотезы успехи практиков, принимавших торговые решения по результатам наблюдения за значениями цен акций на протяжении длительных периодов времени, объяснялись везением. Однако работа, написанная Башелье, не получила широкого распространения. Возврат к его идеям о принципах изменения цен на фондовых рынках произошёл лишь в конце 1960-х годов, когда Ю. Фама опубликовал свою статью «Efficient Capital Markets: a Review of Theory and Empirical Work». Он же считается фактическим автором гипотезы эффективного рынка, сформулировав её в том виде, в котором она известна и сегодня. Центральным элементом этой работы стало понятие «эффективного рынка», который Фама определил как «рынок, на котором цены всегда полностью отражают доступную информацию» [83]. Математическая форма этого определения представлена моделью равновесных цен, приведённой Фамой в виде формулы (1.1) [83]

$$E(\hat{P}_{j,t+1}|\Phi_t) = (1 + E(\hat{r}_{j,t+1}|\Phi_t)) P_{j,t} , \quad (1.1)$$

где E – математическое ожидание;

$\hat{P}_{j,t+1}$ – ожидаемая цена j -й ценной бумаги в момент времени $(t+1)$;

Φ_t – информация, имеющаяся на рынке в момент времени t ;

$\hat{r}_{j,t+1}$ – ожидаемая доходность j -й ценной бумаги в момент времени $(t+1)$;

$P_{j,t}$ – цена j -й ценной бумаги в момент времени t .

В модели равновесных цен предполагается, что ожидаемое значение цены актива (ценной бумаги) в момент времени $(t+1)$ будет равно значению цены в момент времени t , умноженному на единицу плюс ожидаемую равновесную доходность за период $(t, t+1)$.

В основе гипотезы эффективного рынка лежат следующие допущения:

- 1) изменение цены по модели случайного блуждания;
- 2) отсутствие налогов и транзакционных издержек;
- 3) отсутствие асимметрии информации;
- 4) одинаковое понимание участниками рынка влияния текущей информации на цену и распределение будущих цен каждого актива.

По мнению Ю. Фамы, ожидаемая доходность может быть представлена в виде отдельной модели. Автор делает вывод о том, что «вне зависимости от того, какая конкретно модель генерирования ожидаемой равновесной доходности используется, с учётом условного математического ожидания информация, содержащаяся в Φ_t , будет полностью использована при определении ожидаемой равновесной доходности» [83]. Таким образом информация, содержащаяся в Φ_t , полностью отражается в определении будущей цены. Следовательно, информация является ключевым понятием, лежащим в основе этой гипотезы.

Практическое значение допущений в модели равновесной цены, связанных с информационным массивом Φ_t , состоит в том, что их принятие нивелирует возможность устойчиво получать доходность выше равновесной доходности при условии осуществления торговли только на основе данного массива Φ_t . Пусть $z_{j,t+1}$ – отклонение фактической доходности в момент времени $(t+1)$ от ожидаемой доходности с учётом информации из массива Φ_t , а $\tilde{r}_{j,t+1}$ – ожидаемое значение доходности j -й бумаги в момент времени $(t+1)$. Величина отклонения $z_{j,t+1}$ рассчитывается по формуле (1.2) [83]

$$z_{j,t+1} = r_{j,t+1} - E(\tilde{r}_{j,t+1} | \Phi_t). \quad (1.2)$$

Тогда ожидаемым значением отклонения \hat{z}_j в момент $(t+1)$ с учётом информации, имеющейся в момент t , будет 0, исходя из равенства (1.3) [83]

$$E(\hat{z}_{j,t+1} | \Phi_t) = 0. \quad (1.3)$$

Согласно определению, данному Фамой, «такая последовательность отклонений доходности $\{z_{jt}\}$ является «справедливой игрой» с учётом последовательности информации Φ » [83].

Пусть $\alpha(\Phi_t) = [\alpha_1(\Phi_t), \alpha_2(\Phi_t), \dots, \alpha_n(\Phi_t)]$ представляет собой любую торговую систему, использующую информационный массив Φ_t и показывающую инвестору доступный ему объём средств $\alpha_j(\Phi_t)$ в момент времени t для инвестирования в n ценных бумаг. В момент времени $(t+1)$ совокупный избыточный доход V_{t+1} инвестора, применяющего подобную торговую систему, будет определяться по формуле (1.4) [83]

$$V_{t+1} = \sum_{j=1}^n \alpha_j(\Phi_t) [r_{j,t+1} - E(\tilde{r}_{j,t+1} | \Phi_t)]. \quad (1.4)$$

С учётом того, что ряд отклонений доходностей является «справедливой игрой» с ожидаемой нулевой суммой, то ожидаемый совокупный избыточный доход \tilde{V}_{t+1} также будет равен 0, что отражено в равенстве (1.5) [83]

$$E(\tilde{V}_{t+1} | \Phi_t) = \sum_{j=1}^n \alpha_j(\Phi_t) E(\tilde{z}_{j,t+1} | \Phi_t) = 0. \quad (1.5)$$

Модель равновесной цены, описанная Фамой, имеет 2 частных случая: субмартингал и модель случайного блуждания.

Для определения понятия «субмартингал» рассмотрим модель равновесной цены как случайный процесс. Предположим, что для всех t и Φ_t справедливо неравенство (1.6) [83]

$$E(\tilde{p}_{j,t+1} | \Phi_t) \geq p_{j,t}. \quad (1.6)$$

Что, в свою очередь, равносильно неравенству (1.7) [83]

$$E(\tilde{r}_{j,t+1} | \Phi_t) \geq 0. \quad (1.7)$$

Эти два неравенства представляют собой математическое выражение для субмартингала относительно массива информации Φ_t . Если в последнем неравенстве вместо знака неравенства установить знак равенства, то получится выражение для мартингала.

Подробнее остановимся на допущении о характере изменения цены актива, представляющем собой случайное блуждание. Исходя из сути модели случайного блуждания, можно утверждать следующее: цена актива (в данном случае акции) в момент времени $(t+1)$ равна цене актива в предыдущий момент времени t плюс некоторая случайная компонента ε_{t+1} , как в равенстве (1.8) [31]

$$p_{t+1} = p_t + \varepsilon_{t+1}, \quad (1.8)$$

где $\varepsilon_{t+1} \sim \text{iid WN}(0; \sigma^2)$.

Величина ε_{t+1} является независимой и одинаково распределённой случайной величиной с математическим ожиданием 0 и дисперсией σ^2 («белый шум»-white noise, WN). В качестве следствия из модели случайного блуждания можно выделить то, что наиболее точным прогнозом цены в следующий момент времени будет её текущее значение. Следует заметить, что Фама рассматривал модель случайного блуждания как расширенный вариант модели «справедливой игры», так как дополнительно к самой модели «справедливой игры» здесь рассматривается функция распределения доходностей и её изменение с течением времени. В теоретическом обосновании модели случайного блуждания указывается, что если сделки равномерно распределены во времени по своей частоте и если число сделок в период времени (час, день, неделя и так далее) достаточно велико, то, согласно центральной предельной теореме, эмпирическое распределение доходностей будет соответствовать нормальному распределению. Но на практике этого не происходит: распределение доходностей характеризуется наличием положительного эксцесса и «толстых хвостов». Б. Мандельброт в работе [109] предложил объяснять такую ситуацию с помощью процесса, описанного

Башелье. В рамках этой модели предполагается, что если дисперсии доходностей не являются конечными, то для изучения приращений цены нужно использовать какое-либо устойчивое распределение. Опираясь на результаты своего исследования, Фама подтвердил правильность использования распределений такого рода для реальных данных.

С учётом основных положений и допущений Ю. Фама выделил 3 основные формы рыночной эффективности:

- 1) слабую форму (текущая цена полностью учитывает исторические значения цены);
- 2) полусильную форму (текущая цена полностью учитывает исторические значения цены и всю текущую публичную информацию);
- 3) сильную форму (текущая цена полностью учитывает исторические значения цены, текущую публичную и текущую непубличную информацию).

Практическое применение понятий форм рыночной эффективности состоит в следующем: если рынок эффективен в одной из описанных форм, то на нём нельзя постоянно получать доходность выше среднерыночной доходности. Также можно сказать, что невозможно сформировать такой портфель ценных бумаг, который будет прибыльным в каждом из всех возможных состояний рынка в будущем. Существует ряд тестов для проверки нахождения рынка в заданной форме эффективности. К таким тестам относят:

- 1) для слабой формы – тест на наличие автокорреляции между значениями доходности, взятыми с определённым лагом;
- 2) для полусильной формы – тест на скорость реагирования доходности (цены) на только что вышедшую новость;
- 3) для сильной формы – проверка участников рынка на предмет использования в своей торговле инсайдерской информации.

Практическая значимость достижения состояния эффективности на фондовом рынке выражена в следующем: во-первых, на эффективном рынке цены акций точно отражают оценки субъектов рынка относительно

перспектив компании-эмитента. Во-вторых, точность отражения цены бумаги на фондовом рынке влияет на процессы производства, распределения и потребления товаров, работ и услуг в масштабах всей экономики. Это осуществляется посредством направления инвестиций в те отрасли, которые характеризуются созданием наибольшей добавленной стоимости и которые развиваются наиболее быстрыми темпами. В рыночной экономике эффективное распределение средств влечёт за собой повышение уровня благосостояния граждан и фирм. По результатам многочисленных исследований экономисты пришли к выводу о том, что большое число фондовых рынков развитых и развивающихся стран эффективны преимущественно в слабой или полусильной формах. Значение гипотезы эффективного рынка применительно к высокочастотным финансовым временным рядам состоит в том, что если финансовый рынок устойчиво находится в состоянии эффективности, то прогнозирование динамики высокочастотных данных не имеет смысла.

Понятие и критерии «эффективного рынка», предложенные Фамой, в дальнейшем уточнялись другими исследователями. Так, Йенсен определил, что «рынок является эффективным по отношению к информационному массиву Ω^t , если невозможно получить экономическую прибыль путём осуществления торговли на основе информации из Ω^t » [101]. Малкиль считал, что «рынок капитала является эффективным, если он полностью и точно отражает всю информацию, необходимую для определения стоимости ценных бумаг» [27]. Он также отметил, что «если рынок является эффективным по отношению к информационному массиву Ω^t , то раскрытие информации из массива Ω^t всем участникам рынка не повлияет на изменение стоимости ценных бумаг» [27]. Блэк рассматривал понятие «эффективного рынка» применительно к размерам возникающих на рынке финансовых «пузырей» и времени их существования: «рынок является эффективным, если финансовые «пузыри» цен активов не становятся слишком масштабными и не делятся

слишком долго» [68]. Слабая сторона этого определения заключается в сложности выбора правильной модели для определения цен (стоимостей) активов. С развитием вычислительных технологий и появлением новых моделей прогнозирования цен финансовых активов стала понятна необходимость включения нового инструментального фактора в определение «эффективного рынка». Это нашло отражение в понятии «эффективного рынка», предложенного Тиммерманном и Грейнджером: «рынок является эффективным по отношению к информационному массиву Ω^t , поисковой технологии S_t и модели прогнозирования цен активов M_t , если невозможно получать экономическую прибыль путём осуществления торговли с использованием модели прогнозирования M_t , выбранной с помощью поисковой технологии S_t , на основе информационного массива Ω^t » [136]. Пэттон изменил определение эффективного рынка, данное Тиммерманном и Грейнджером, дополнив его ограничением по времени: «рынок является эффективным по отношению к информационному массиву Ω^t , поисковой технологии S_t и модели прогнозирования цен активов M_t для временных периодов, превышающих τ , если невозможно получать экономическую прибыль путём осуществления торговли с использованием модели прогнозирования M_t , выбранной с помощью поисковой технологии S_t , на основе информационного массива Ω^t в период времени, превышающий τ » [31].

Некоторые авторы ставят под сомнение практическую значимость гипотезы эффективного рынка. Стаут в работе [133] выделяет ряд причин, по которым достижение состояния эффективности не должно быть ключевой целью государственного регулирования фондового рынка:

- 1) эффективный рынок не выполняет функцию оптимального распределения капитала между фирмами, так как к эмиссии акций прибегают в основном крупные компании, численность которых в экономике невелика. При этом у акций на фондовом рынке нет внутренней стоимости. Они всего

лишь средства, предоставляющие потенциальные права. Соответственно, они не потребляются инвесторами, и перераспределения капитала не происходит;

2) процедура первичного публичного размещения акций (initial public offering, IPO) обычно проводится с привлечением андеррайтеров, стоимость услуг которых может быть сравнительно высока: общая комиссия андеррайтера может составлять от 7% до 10% эмиссионного дохода, а совокупные расходы – до 15% эмиссионного дохода. Таким образом, компания-эмитент недополучит часть ожидаемого дохода, что может быть расценено как неоптимальное распределение дохода от эмиссии;

3) при проведении IPO цена акций компании часто искусственно завышается или занижается андеррайтерами. Проведение сделок по таким ценам может свидетельствовать об отсутствии состояния рыночной эффективности и так далее.

При этом на практике происходит несоблюдение допущений гипотезы эффективного рынка. Подобная ситуация привела к появлению иных теорий, объясняющих процесс ценообразования на фондовом рынке с учётом нереалистичности ряда положений гипотезы эффективного рынка. Рассмотрим их в дальнейшем.

Гипотеза фрактального рынка является одним из научно обоснованных предположений, используемых для объяснения аномалий, которые нельзя объяснить в рамках гипотезы эффективного рынка. Фракталы представляют собой «фрагменты неправильной формы» (от латинского *frangere* - сломать) [28]. Фракталы обладают свойством самоподобия. Самоподобие представляет собой такую характеристику множества, при котором «оно остаётся качественно схожим по характеристике своей размерности при расширении или сжатии» [75]. При изменении множества оно может сохранить самоподобие, но уже не в такой жёсткой форме, как до изменения.

Основной вклад в развитие теории фракталов был внесён Б. Мандельбротом в работах [28] и [29]. Другим известным исследователем теории фракталов был Х. Хёрст. В 1950 – 1960 гг. он обнаружил, что многие

процессы и явления в природе могут быть достаточно хорошо описаны как случайные процессы со смещением или с помощью фрактального Броуновского движения. Случайный процесс со смещением предполагает наличие долгосрочной связи между отдельными наблюдениями. Как следствие, в таком процессе более ранние наблюдения оказывают воздействие на более поздние наблюдения. Хёрст назвал такую зависимость «персистентностью». Применительно к фондовому рынку это означает то, что более ранние значения доходности влияют на более поздние. Тем самым имеет место автокорреляция доходностей, что отвергает факт нахождения рынка в слабой форме эффективности и подтверждает целесообразность задачи моделирования будущих значений временных рядов.

Хёрст применил существовавшую методологию оценки ёмкости резервуара для проверки наличия в данных персистентности и назвал её R/S-анализом. Он выявил, что отношение R/S может быть оценено по формуле (1.9)

$$\frac{R}{S} = c * N^H, \quad (1.9)$$

где R – размах вариации доходностей;

S – стандартное отклонение доходностей;

c – константа;

N – общее число наблюдений (периодов);

H – коэффициент Хёрста.

Большое практическое значение в рамках R/S-анализа имеет коэффициент Хёрста H. Его можно выразить из формулы (1.9). Считается, что если $0,5 < H \leq 1$, то такой рынок является персистентным. Если же $0 < H < 0,5$, то такой рынок является антиперсистентным. При значении коэффициента Хёрста, равном 0,5, рынок считается эффективным. Персистентность или антиперсистентность фондовых рынков также связана со значимостью настроений инвесторов на таких рынках и степенью их влияния на динамику

рынка. R/S-анализ стал важным средством изучения естественных процессов и способствовал развитию фрактальной геометрии. Фрактальная геометрия занимается изучением организованных структур сложной формы и нелинейных динамических систем и поиском в них устойчивых элементов (паттернов), которые остаются неизменными с течением времени и при изменении масштаба.

Распространение приложений теории фракталов для описания финансовых рынков привело к оформлению гипотезы фрактальных рынков. Она была сформулирована Петерсом в работе [32]. Он высказал суждение о том, что динамика цены актива представляет собой сочетание нелинейной детерминированной динамики на длительных интервалах времени и случайной компоненты (шума) на краткосрочных интервалах. Петерс выдвинул несколько основных положений гипотезы фрактального рынка применительно к финансовому рынку. Они включают в себя следующее:

- 1) на финансовых рынках присутствуют различные типы инвесторов, которые придерживаются разных временных горизонтов торговли;
- 2) информация, которая только что появилась на рынке, воздействует на поведение инвестора в зависимости от временного горизонта торговли, которого придерживается данный инвестор;
- 3) стабильность рынка зависит от объёма ликвидности;
- 4) динамика цен на финансовые активы зависит от торговых решений, принятых на основе методов краткосрочного технического анализа и методов долгосрочной фундаментальной оценки стоимости активов;
- 5) для получения и использования информации для оценки активов на сверхкраткосрочных таймфреймах (от английского time frame) - периодах времени, за которые происходит группировка показателей торговли актива (цены, объёма, спреда) - «высокочастотные» трейдеры платят так называемую «информационную премию»;
- 6) при возрастании уровня неопределённости макроэкономических показателей долгосрочные инвесторы могут прибегнуть к осуществлению

краткосрочных торговых операций в связи со снижением точности оценок фундаментальной стоимости активов.

На основе данных предпосылок Андерсон и Носс определили взаимосвязь между фрактальной структурой рынка и его стабильностью: «фрактальная структура рынка характеризуется определённой «устойчивостью к ошибке», что гарантирует стабильность системы» [58]. Другим следствием из указанных предпосылок является то, что в отличие от гипотезы эффективного рынка, в гипотезе фрактального рынка информация оценивается в зависимости от торгового горизонта инвестора. Инвесторы по-разному воспринимают информацию, поэтому они не будут принимать схожие торговые решения. Таким образом, в любой момент времени цены на рынке отражают не всю имеющуюся информацию, а только ту информацию, которая важна для конкретного временного горизонта торговли.

В рамках гипотезы фрактального рынка случайная компонента (шум) разделяется на аддитивный шум и динамический шум. Аддитивный шум представляет собой погрешность измерения и не ведёт к сильному искажению цен. Примером аддитивного шума может быть «определение цены по концу или началу либо максимуму или минимуму временного интервала без учёта среднего значения» [49]. Динамический шум проявляется в процессе функционирования системы. Чаще всего источником динамического шума является спекулятивная торговля. Динамический шум может оказать сильное воздействие на динамику цен и привести к возникновению новых трендов.

В теории внутренней стоимости принято допущение о том, что не вся информация на рынке одинаково доступна и одинаково интерпретируется всеми участниками. Следствием подобной ситуации является наличие расхождения между ценой актива и так называемой «внутренней стоимостью». Авторы данной теории, Б. Грэхем и Д. Додд, в своей книге «Анализ ценных бумаг» определяют это понятие как «стоимость, обусловленную влиянием определённых факторов, например, прибыли, дивидендов, перспектив» [21]. Теория внутренней стоимости тесно связана с

фундаментальным анализом. Одним из постулатов фундаментального анализа является утверждение о том, что каждый актив имеет свою внутреннюю стоимость, к которой стремится цена данного актива. К причинам расхождения цены и внутренней стоимости авторы отнесли:

1) при превышении ценой акции её внутренней стоимости: общий спекулятивный энтузиазм; спекулятивный энтузиазм, присущий акциям отдельной компании; искусственное завышение стоимости внутри компании;

2) при превышении внутренней стоимостью акции её цены: общий спекулятивный пессимизм; спекулятивный пессимизм, присущий акциям конкретной компании; фактор игнорирования или неосведомлённости.

Существование расхождения между ценой акции и её внутренней стоимостью позволяет выявить недооценённые акции (цена меньше внутренней стоимости) и переоценённые акции (цена выше внутренней стоимости). Акции компаний, деятельность которых носит циклический характер, относят к числу недооценённых. В эту же группу принято включать акции молодых компаний, недавно появившихся на рынке (компаний-стартапов). Переоценёнными чаще всего бывают акции зрелых компаний, находящихся на рынке длительное время. Наличие недооценённых и переоценённых акций даёт инвестору возможность сформировать соответствующую торговую стратегию, которая может принести прибыль.

Появление теории шумовой торговли также связано с существованием аномалий, которые нельзя объяснить на основе положений гипотезы эффективного рынка. Предметом теории шумовой торговли является ситуация, при которой происходит нарушение предпосылки гипотезы эффективного рынка о рациональности всех участников торговли. Как и в рамках теории внутренней стоимости, в теории шумовой торговли говорится о расхождениях между ценой актива и его внутренней стоимостью. Причинами таких расхождений являются:

1) действия рациональных и иррациональных участников рынка. В торговле рациональные участники рынка опираются на факты, используют

проверенную информацию при принятии инвестиционных решений. Действия иррациональных участников рынка основаны на слухах и эмоциях;

2) на рынке существуют информированные и квалифицированные участники – арбитражеры. Возможности совершения арбитражных операций для них ограничены краткосрочностью таких действий и относительно высоким уровнем риска. Поэтому значительная часть торговых действий совершается «шумовыми» трейдерами, которые не обладают таким объёмом информации, как арбитражеры.

Таким образом, существование арбитражеров и «шумовых» трейдеров ведёт к фрагментированности рынка. В теории считается, что арбитражеры должны своими действиями нивелировать спекулятивные колебания цен, возникающих из-за действий «шумовых» трейдеров. Однако на практике этого не происходит ввиду ограниченности торговых возможностей у арбитражеров. Поэтому цена актива отклоняется от его внутренней стоимости.

Теория поведенческих финансов в последние десятилетия получила широкое распространение в объяснении процессов и явлений, происходящих на финансовых рынках. Поведенческие финансы представляют собой раздел финансовой науки, «с более широкой перспективы общественных наук, включая психологию и социологию» [127]. В отличие от гипотезы эффективного рынка в теории поведенческих финансов отсутствует допущение о рациональном поведении участников финансового рынка. Как показано в работе [34], это происходит из-за «склонности участников рынка к совершению когнитивных ошибок восприятия, что мешает им объективно оценивать имеющуюся у них информацию. Как и в теории шумовой торговли, всех участников рынка можно разделить на рациональных и иррациональных. Иррациональность участников рынка была объяснена Кейнсом следующим образом: «в некоторых ситуациях люди могут выбирать альтернативы и проводить расчёты, но в большинстве ситуаций они не могут это сделать в силу индивидуальных особенностей и поэтому ориентируются на свои мотивы, чувства или возможности» [26]. Считается, что в ситуации полной

информационной доступности и наличия рациональных ожиданий рациональные инвесторы принимают статистически оптимальные решения. В реальной ситуации на рынке рациональным инвесторам «не хватает критических структурных знаний» [70]. Существование подобной ситуации привело к разработке моделей рациональной структурной неопределённости.

В рамках теории поведенческих финансов процессы и поведение участников на финансовом рынке изучаются с использованием таких понятий как «эвристика» (совокупность алгоритмов и образцов поведения; способ мышления, сформировавшийся у участника рынка на основе опыта) и «фрейминг» (обрамление поставленной перед субъектом задачи удобным для него образом). Из разновидностей эвристики чаще всего упоминаются [25]:

1) эвристика доступности (способ мышления, при котором вероятность события оценивается на основе собственных воспоминаний о схожем событии);

2) эвристика репрезентативности (способ мышления, при котором субъект оценивает вероятность события, сравнивая его с подобным событием в прошлом и считая, что вероятности их возникновения одинаковы. Проявлением этого вида эвристики может также быть завышение вероятности реализации положительного события с точки зрения субъекта и занижение вероятности реализации отрицательного события);

3) эвристика якоря (способ мышления, при котором люди в своих суждениях используют знакомые им понятия (ориентиры) для принятия нескольких последовательных решений).

Исследователи в области поведенческих финансов объясняют существование расхождений между ценой и внутренней стоимостью актива с позиции сознания инвестора. В реальности на финансовом рынке инвестор не обладает всей информацией. К тому же, он не всегда принимает рациональные решения из-за зависимости от эмоций, слухов, особенностей восприятия и их периодическим превалированием над логическим мышлением. Таким образом, принимая иррациональные инвестиционные решения, участники

рынка «способствуют» отклонению цены актива от его внутренней стоимости. Исследованию данного явления посвящены работы [63; 78; 80; 93].

Технический анализ представляет собой совокупность методов прогнозирования цены актива, основанную на анализе временных рядов предыдущих цен, объёмов торговли и иных рыночных показателей. Технический анализ является основой практического анализа финансовых рынков и исследования процесса ценообразования активов. Сущность технического анализа выражается в его основных положениях. Они были выдвинуты Ч. Доу в своих статьях во II половине XIX века, а уже в XX веке легли в основу теории Доу – концепции, описывающей поведение акций с течением времени. К ним относятся следующие утверждения [5]:

- 1) существует 3 вида трендов: первичный (долгосрочный), вторичный (среднесрочный) и малый (краткосрочный);
- 2) каждый тренд состоит из 3 фаз: фазы накопления, фазы участия и фазы реализации;
- 3) фондовый рынок учитывает все новости;
- 4) биржевые индексы должны быть согласованы;
- 5) тренды должны подтверждаться объёмами торгов;
- 6) тренды действуют до тех пор, пока не появятся сигналы об их прекращении.

Особой характеристикой методов технического анализа является свойство их самореализации. Оно заключается в том, что участники торгов верят в эффективность данных методов при прогнозировании цены актива, и поэтому на практике методы технического анализа действительно дают достаточно точные и достоверные результаты.

Теория хаоса была впервые предложена Б. Мандельбротом. В рамках данной теории хаос представляет собой «крайнюю непредсказуемость постоянного нелинейного и нерегулярного сложного движения, возникающего в динамической системе» [30]. В основе данной теории лежит постулат о том, что динамика изменений объекта носит случайный характер,

но в то же время в ней скрыты некоторые закономерности. Существует несколько вариантов развития системы, находящейся в состоянии хаоса. Одним из наиболее распространённых в литературе является подход развития с учётом точки бифуркации, описанный в работе Килинга [103]. Автор утверждает, что у системы всегда есть несколько вариантов развития. Переход от одного варианта (или траектории, как называет её автор) зависит от значения некоторого параметра бифуркации λ . Когда значение параметра λ превосходит некий критический уровень, происходит переход от одной траектории к другой. При этом в долгосрочном периоде развитие системы на различных траекториях протекает совершенно по-разному. Другой подход, также описанный Килингом, называется скачкообразным развитием. Такое развитие представляет собой сочетание повторяющихся случайных изменений на долгосрочных фазах развития, называемых интермиссиями, и относительно коротких, нерегулярных фаз, называемых «окнами хаоса». Данный вариант развития является дискретным и противопоставлен развитию в рамках непрерывного хаоса.

Системы, находящиеся в состоянии хаоса, объединяет наличие двух общих характеристик. Первая характеристика заключается в зависимости системы от начальных условий. Она также носит название «эффект бабочки» («взмах крыла бабочки в Рио-де-Жанейро может вызвать торнадо в Техасе») [103]. Такая зависимость является следствием того, что на соседних траекториях система может развиваться по-разному. Вторая характеристика состоит в том, что вне зависимости от места или времени в хаотических системах могут быть найдены схожие, повторяющиеся элементы. Это свидетельствует о наличии детерминированных звеньев в таких системах.

Положения теории хаоса могут быть использованы для объяснения динамики цены акции на фондовом рынке: изменение цены акции представляет собой упорядоченное, неслучайное движение. Таким образом, если динамика развития объекта носит хаотический характер, то она может быть спрогнозирована в краткосрочной перспективе. Но динамика зависит от

начальных условий, в которых находится объект. Ввиду неполноты информации исследователь может допустить ошибки в интерпретации этих условий. Как следствие, это приведёт к неверному объяснению или неадекватному прогнозу. Именно поэтому в рамках теории хаоса финансовые рынки относятся к группе труднопрогнозируемых объектов, так как «после определённого момента времени принцип сильной причинности перестаёт действовать, и аргументация по аналогии больше не представляется возможной» [103].

Теория рефлексивности была предложена известным американским финансистом Дж. Соросом. Ключевым вопросом, рассматриваемым в рамках данной теории, является проблема «несовершенства понимания». Суть этой проблемы состоит в том, что мышление участников рынка влияет на текущую ситуацию, в том числе на процесс ценообразования активов. В своей книге [33] Сорос выдвинул теорию, согласно которой на рынке всегда присутствуют определённые предпочтения. К тому же, рынок сам может воздействовать на ход событий. С учётом указанных допущений динамика рынка может быть рассмотрена как взаимодействие предпочтений, трендов и рыночных котировок. Распознавание существующего на данный момент тренда может привести к изменению восприятия ситуации, что приведёт к смене предпочтений участников рынка. Это изменение повлечёт за собой изменение рыночных котировок. И наоборот: когда динамика котировок перестаёт отражать действующие предпочтения, начинается коррекция тренда.

1.2 Актуальные вопросы и современная проблематика, связанная с ценообразованием активов на фондовом рынке

Если бы гипотеза эффективного рынка и далее оставалась всеобъемлющей концепцией ценообразования на фондовом рынке, то деятельность в области прогнозирования будущих значений цен или доходности финансовых инструментов не имела бы смысла, так как будущая

цена (доходность) определялась бы согласно модели случайного блуждания. Применение сложных моделей для прогнозирования будущей стоимости финансовых инструментов было бы нецелесообразным, так как нельзя было бы стабильно «обыгрывать» рынок по величине прибыли. Масштабы деятельности арбитражеров и спекулянтов на рынке были бы крайне невелики.

Но гипотеза эффективного рынка превалировала в качестве теоретической основы процесса ценообразования лишь некоторое время. Позднее на фондовых рынках стало появляться всё больше явлений, которые нельзя было объяснить с помощью данной гипотезы. К таким аномалиям можно отнести календарные эффекты («январский эффект», «эффект середины недели» и так далее), эффект малых компаний и иные эффекты. Эмпирически было выявлено отсутствие эффективности на некоторых временных интервалах, например, на таймфреймах продолжительностью менее дня. Были приведены доказательства несостоятельности отдельных предпосылок гипотезы эффективного рынка в определённых условиях.

Одним из первых таких доказательств стал парадокс Гроссмана - Стиглица [88]. Согласно данному парадоксу, рынок никогда не находится в состоянии эффективности, а лишь колеблется вокруг него. Подобное состояние рынка вызвано непостоянством стремлений участников рынка к получению информации и её обработке. В 1989 г. Шейнкманн и ЛеБарон проанализировали массив из более чем 5200 значений доходности портфеля активов на американском рынке с помощью BDS-теста, ARCH-модели и алгоритма Грассбергера-Прокаччи [125]. По результатам своего исследования они выявили отсутствие случайного характера движения цен. Авторы показали справедливость этого утверждения для дневных и недельных доходностей, тем самым поставив под сомнение эффективность рынка.

С помощью неоклассических теорий (в том числе гипотезы эффективного рынка) трудно объяснить такие явления, как «финансовые пузыри» или объявления о корпоративных действиях. Данное утверждение было исследовано Давидсоном и Уорреллом в работе [79], а также Бейкером и

Вурглером в работе [61]. Бейкер и Вурглер в качестве примеров «финансовых пузырей» рассмотрели Великую Депрессию 1929 г., «Электронный бум» 1960-х годов, «Чёрный понедельник» в октябре 1987 г. и «пузырь доткомов» 1990-х годов. Для объяснения «финансовых пузырей» они обратились к модели, относящейся к сфере поведенческих финансов. В основе этой модели лежат две предпосылки. Во-первых, инвесторы ориентируются на чувства и настроения при принятии торговых решений. Во-вторых, принятие торговых решений, которые основаны не на чувствах и настроениях, сопряжено с риском финансовых потерь. Результаты, полученные авторами, свидетельствовали о том, что настроения инвесторов оказывают влияние на процесс торговли акциями, но не оказывают влияние на процесс торговли облигациями. Применительно к торговле акциями наибольшее значение эмоции и настроения оказали на торговлю акциями с целью спекуляции.

Моделирование, наряду с теорией, является неотъемлемой частью работы с финансовыми данными. Одной из основных моделей в современной теории финансов является модель ценообразования капитальных активов (capital asset pricing model, CAPM). Однако уже в 1980-х годах на финансовых рынках были обнаружены явления, ведущие к изменению структуры рыночных доходностей, которые не способна объяснить модель CAPM. К таким относятся: эффект размера или эффект малых компаний [62], существование стоимостной премии [66] и моментум-эффект [100]. Более того, в 1992 г. Фама и Френч разработали 3-факторную модель, которая включает в себя такие факторы, как бета-коэффициент акции, отношение балансовой стоимости к рыночной и показатель размера компании, учитывающий уровень её капитализации [84]. Эта модель даёт более точные прогнозы, чем CAPM. При этом в 1996 г. Фама и Френч показали, что их 3-факторная модель неспособна объяснить моментум-эффект, наблюдавшийся в некоторых акциях [85].

Наряду с выявленными аномалиями было показано, что характеристики фирмы и макроэкономические переменные являются значимыми для

прогнозирования ожидаемых доходностей [86]. С точки зрения теории ценообразования значимость данных переменных при прогнозировании ожидаемых доходностей объясняется учётом ими информации об уровне риска акций, изменяющемся во времени. Статичные модели не учитывают динамику риска. Именно поэтому сегодня приоритет отдаётся работам, в которых описываются условные модели ценообразования, которые учитывают изменение уровня риска во времени.

При этом в работе [77], а также [106] было приведено объяснение того, что связь между объясняющими переменными и ожидаемыми доходностями чаще всего вызвана ошибками восприятия инвестором информации. В частности, объясняющие переменные могут содержать ложную информацию, которая может привести к неверному определению цены акции. Однако если в модели учтены колебания уровня риска, то такая ошибка может быть предотвращена.

Модель CAPM имеет ряд модификаций, в которых учтены некоторые факторы, отсутствующие в первоначальной модели. Одной из таких является модель CAPM с учётом фактора потребления (consumption CAPM, CCAPM). Она была предложена Бриденом в 1979 г. в статье [71]. В модели CCAPM предполагается, что ожидаемую доходность актива можно определить с использованием ковариации фактической доходности и объёма потребления данного актива. В этой модели также учтены факторы, влияющие на оценку системного риска [110]. В качестве другой модификации CAPM можно выделить межвременную модель CAPM (intertemporal CAPM, ICAPM), выведенную Мертоном в 1973 г. в работе [113]. В отличие от классической модели CAPM, в модели ICAPM присутствуют переменные, которые подтверждают факт хеджирования инвесторами относительно негативных микро- и макроэкономических событий (падение уровня потребления, инвестиций и так далее).

Во многих литературных источниках по теме ценообразования активов основной акцент сделан на подходы к ценообразованию, основанные на учёте

риска. Такие подходы включают оценку премии инвестора на основе ряда переменных, отражающих макроэкономические условия. Реализация таких подходов нашла свое отражение в модификациях модели CAPM. На финансовых рынках существует несколько видов премии, которые может заработать инвестор:

1) премия за размер рынка. Она представляет собой избыточную доходность, полученную в результате сочетания длинной позиции по акциям компаний, входящих в число 10 компаний с наименьшей рыночной капитализацией, и короткой позиции по акциям компаний, входящих в число 10 компаний с наибольшей рыночной капитализацией;

2) премия контртрендовой стратегии. Это избыточная доходность, полученная за счёт комбинирования длинной позиции по акциям компаний, цена акций которых падала на протяжении последних 3-5 лет («компаний-проигравших»), и короткой позиции по акциям компаний, акции которых росли в цене в последние 3-5 лет («компаний-победителей»);

3) премия моментум-стратегии. Она представляет собой избыточную доходность, полученную за счёт сочетания длинной позиции по акциям «компаний-победителей» и короткой позиции по акциям «компаний - проигравших», динамика цен акций по которым оценивалась на протяжении последних 6 месяцев;

4) премия за соотношение балансовой и рыночной стоимости. Она представляет собой избыточную доходность, полученную в результате комбинирования длинной позиции по акциям компаний, входящих в число 10 компаний с наибольшим соотношением балансовой и рыночной стоимости, и короткой позиции по акциям компаний, входящих в число 10 компаний с наименьшим соотношением балансовой и рыночной стоимости.

Наряду с CAPM и её вариациями существует ряд иных моделей ценообразования на финансовых рынках. Одной из таких моделей является модель арбитражной теории ценообразования, предложенная Россом в статье [123]. Сущность арбитражной стратегии заключается в выявлении и

использовании различий в цене на схожие между собой ценные бумаги на различных рынках с целью получения безрисковой прибыли. В основе модели арбитражной теории ценообразования лежит предположение о том, что стоимость актива зависит лишь от систематического риска, выраженного ковариацией цены (доходности) актива с переменными, объясняющими динамику цены (доходности). Следовательно, ожидаемая доходность актива может быть определена с помощью факторной модели. Такая факторная модель будет представлять собой линейную комбинацию общих переменных и специфических переменных, имеющих значение для данного актива. В общем случае факторная модель может быть представлена уравнением (1.10)

$$E(R^i) = \gamma + \beta_{i,1}\lambda_1 + \beta_{i,2}\lambda_2 + \dots + \beta_{i,k}\lambda_k + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, k, \quad (1.10)$$

где E – математическое ожидание;

R^i – ожидаемая доходность;

γ – безрисковая доходность;

$\beta_{i,k}$ – коэффициент чувствительности ожидаемого дохода i -го актива при изменении k -го фактора;

λ_k – премия за риск k -го фактора;

ε_i – случайное возмущение.

В факторной модели вместо общего рыночного дохода рассчитывается доход каждого фактора в отдельности, выраженный слагаемым $\beta_{i,k}\lambda_k$. Поэтому ожидаемая доходность каждой акции зависит от степени её чувствительности к тому или иному фактору.

Диапазон факторов, используемых в модели арбитражной теории ценообразования, может быть достаточно широким: от общих макроэкономических показателей (экономических шоков, показателей развития промышленного производства, ставки банковского процента) до специфических показателей компании-эмитента (ожидаемых денежных потоков и уровня доходности, требуемого инвесторами по акциям компании).

Некоторые исследователи, например, Кохран, предлагают использовать не абсолютные, а относительные значения факторов: «следует использовать темпы роста ВВП, а не его абсолютный уровень, доходность портфеля, а не его стоимость» [18].

Недостатком представленной модели является то, что на практике часто сложно определить, какие именно факторы необходимо включить в модель. Дискуссия относительно количества факторов, используемых в модели, также остаётся открытой. Принято считать, что количество факторов в модели может быть сколь угодно большим. Важно, чтобы эти факторы оказывали сильное влияние на результирующую переменную, а также чтобы взаимодействие факторов не вело к ухудшению точности модели. Иными словами, между факторами должна отсутствовать мультиколлинеарность.

Альтернативной моделью оценки стоимости актива является модель, учитывающая функцию предельной полезности инвестора. Общий вид этой модели представлен уравнением (1.11) [18]

$$p_t = E_t \left(\beta \frac{u'(c_{t+1})}{u'(c_t)} x_{t+1} \right), \quad (1.11)$$

где p_t – цена актива в момент времени t ;

E_t – условное математическое ожидание в момент времени t ;

c_t и c_{t+1} – объёмы потребления в моменты времени t и $(t+1)$;

u' – функция предельной полезности инвестора;

β – коэффициент бета;

x_{t+1} – денежный поток в момент времени $(t+1)$.

Это уравнение является «основной формулой ценообразования активов» [18]. Оно является универсальным и может быть использовано для оценки как ценных бумаг, так и производных финансовых инструментов на фондовом рынке. Одной из важных составляющих этого уравнения является функция предельной полезности. В общем случае она является невозрастающей и выпуклой вниз. Выпуклость вниз отражает снижающуюся полезность от

каждой дополнительной единицы товара, которую получает субъект. В свою очередь функция общей полезности является неубывающей, что отражает желание субъекта больше потреблять с ростом своего дохода.

Основную формулу ценообразования активов можно также представить в виде равенства (1.12) [18]

$$p_t = E_t(m_{t+1}x_{t+1}), \quad (1.12)$$

где m_{t+1} – стохастический дисконтирующий множитель (1.13) [18]

$$m_{t+1} = \beta \frac{u'(c_{t+1})}{u'(c_t)}. \quad (1.13)$$

Стохастический дисконтирующий множитель представляет собой произведение коэффициента бета (или индивидуального дисконтирующего множителя) на отношение значений функций предельной полезности в соседние моменты времени. Термин «стохастический дисконтирующий множитель» представляет собой обобщённый вид дисконтирующего фактора. Он применяется в ситуации, когда возможность совершения арбитража отсутствует. С помощью стохастического дисконтирующего множителя устанавливается связь между денежными потоками и рыночными ценами на активы. Стохастический дисконтирующий множитель можно рассматривать как результат практического применения модели общего равновесия на финансовом рынке (модели Эрроу-Дебре, [59]). Согласно данной модели, рыночная цена актива представляет собой суммы всех будущих выплат, взвешенных по вероятностям их наступления.

Дисконтирующий фактор также может быть представлен ставкой доходности, соответствующей рассматриваемому активу по уровню риска. В случае полной определённости риска нет, и, следовательно, стохастический дисконтирующий множитель будет представлен лишь безрисковой ставкой, взятой за период, согласующийся с периодичностью денежного потока по активу. Тогда основная формула ценообразования активов примет вид (1.14) [18]

$$p_t = \frac{1}{R^f} x_{t+1}, \quad (1.14)$$

где R^f – безрисковая ставка.

В ситуации неопределённости цена актива будет ниже в связи с наличием риска. Дисконтирование будет производиться по рыночной ставке.

Основная формула ценообразования активов примет вид (1.15) [18]

$$p_t^i = \frac{1}{R^i} E_t(x_{t+1}^i), \quad (1.15)$$

где p_t^i – цена i -го актива в момент времени t ;

R^i – рыночная ставка;

x_{t+1}^i – денежный поток в момент времени $(t+1)$ по рисковому активу i .

Помимо ставки дисконтирования важным элементом основной модели ценообразования активов является денежный поток. Денежный поток по акциям представлен дивидендами и средствами от продажи самой акции. Доходность акции представлена отношением общих поступлений по акции к её рыночной цене (или цене покупки). С учётом данной информации основная формула ценообразования активов примет вид (1.16) [18]

$$\frac{p_t}{p_t} = E_t \left(\frac{m_{t+1} x_{t+1}}{p_{t+1}} \right). \quad (1.16)$$

Формула (1.16) эквивалентна равенству (1.17) [18]

$$1 = E_t(m_{t+1} R_{t+1}^i). \quad (1.17)$$

Правая часть этой формулы представляет собой математическое ожидание произведения 2 случайных величин в момент времени t . В таком случае формулу (1.17) можно переписать как равенство (1.18) [18]

$$1 = E_t(m_{t+1}) E_t(R_{t+1}^i) + \text{cov}(m_{t+1} R_{t+1}^i), \quad (1.18)$$

где cov – ковариация.

Разделив обе части на $E_t(m_{t+1})$, перейдём к равенству (1.19) [18]

$$\frac{1}{E_t(m_{t+1})} = E_t(R_{t+1}^i) + \frac{\text{cov}(m_{t+1}, R_{t+1}^i)}{E_t(m_{t+1})}. \quad (1.19)$$

Произведём замену $R^f = \frac{1}{E(m)}$ и получим равенство (1.20) [18] (1.20)

$$E_t(R_{t+1}^i) - R^f = -R^f \text{cov}(m_{t+1}, R_{t+1}^i).$$

Безотносительно ко времени можно переписать равенство (1.20) как формулу (1.21) [18]

$$E(R^i) = R^f - R^f \text{cov}(m, R^i). \quad (1.21)$$

Формула (1.21) эквивалентна равенству (1.22) [18]

$$E(R^i) - R^f = -\frac{\text{cov}(u'(c_{t+1}), R_{t+1}^i)}{E(u'(c_{t+1}))}. \quad (1.22)$$

Вышеуказанное равенство имеет следующее теоретическое объяснение: доходность каждого актива складывается из безрисковой доходности и компенсации за риск.

Формулу (1.21) можно представить как равенство (1.23) [18]

$$E(R^i) = R^f + \left(\frac{\text{cov}(R^i, m)}{\text{var}(m)} \right) \left(-\frac{\text{var}(m)}{E(m)} \right), \quad (1.23)$$

где var – дисперсия.

Принимая $\left(\frac{\text{cov}(R^i, m)}{\text{var}(m)} \right)$ за $\beta_{i,m}$, а $\left(-\frac{\text{var}(m)}{E(m)} \right)$ за $\lambda_{i,m}$, получим равенство (1.24) [18]

$$E(R^i) = R^f + \beta_{i,m} \lambda_{i,m}, \quad (1.24)$$

где E – математическое ожидание;

R^i – ожидаемая доходность;

R^f – безрисковая ставка;

$\beta_{i,m}$ – доля риска в i -м активе;

$\lambda_{i,m}$ – «стоимость» риска по i -му активу.

Полученное равенство называется бета-моделью ценообразования активов. Её суть идентична сути модели (1.22): доходность любого актива складывается из безрисковой и рискованной компонент. Коэффициент λ является постоянным, а коэффициент β зависит от рыночной доходности актива и, соответственно, различается в зависимости от актива.

Основную модель ценообразования активов можно записать в виде модели дисконтированного денежного потока. Если ввести переменную d_{t+j} и принять её за общий поток в момент времени $(t+j)$, то цена актива в момент времени t будет представлена формулой (1.25) [18]

$$p_t = E_t \sum_{j=1}^{\infty} m_{t,t+j} d_{t+j}. \quad (1.25)$$

Из этой формулы можно вывести частное равенство для модели за 2 периода времени (1.26) [18]

$$p_t = E_t(m_{t+1}(p_{t+1} + d_{t+1})). \quad (1.26)$$

В данной формуле общий денежный поток по акции d_{t+j} складывается из цены продажи акции p_{t+1} и дивиденда d_{t+1} .

Модели ценообразования активов разрабатывались и в рамках теоретических направлений финансовой науки, описанных ранее. Так, одной из первых моделей в рамках теории поведенческих финансов стала модель, предложенная Шефрином и Статманом в статье [129]. Они обратили внимание на особые когнитивные ошибки и показали, что «тип ошибок, которые допускают шумовые трейдеры, важен для определения связи между шумовой торговлей и эффективностью цен» [129].

Особенность моделирования объектов, рассматриваемых с точки зрения положений теории хаоса, заключается в том, что большинство моделей общеэкономического равновесия будет неприменимо для данного анализа. Модели равновесия преимущественно не учитывают возможность колебания значений моделируемого объекта в некоторых границах. К тому же, такие

модели не учитывают точки бифуркации и их влияние на изменение состояния и характеристик моделируемых объектов. В тех равновесных моделях, которые всё же включают в себя такую характеристику объекта, предполагается, что колебания вызваны экзогенными факторами. Чаще всего ими бывают внешние шоки. Однако в моделях теории хаоса эндогенные факторы зачастую имеют большее значение, чем экзогенные. Поэтому даже при изучении объектов в парадигме теории хаоса с помощью моделей равновесия необходимо учитывать их ограниченность и скептически относиться к полученным результатам.

Исследуя динамику фондового рынка в призме теории хаоса, было выявлено, что нелинейные стохастические модели, такие как, например, ARCH-модель, предложенная Энглom в статье [82], отражают зависимость между лагированными значениями временного ряда так же, как и карты распространения хаоса, описанные в работе [97].

Таким образом, существование ряда альтернативных теорий, объясняющих процесс ценообразования инструментов фондового рынка, позволяет говорить о возможности прогнозирования будущих цен финансовых инструментов. В рамках описанных теорий ценность деятельности по прогнозированию будущих величин стоимости финансовых инструментов обосновывается с позиции допущений, которые лежат в основе теорий. Объяснение динамики цен финансовых инструментов на основе положений указанных теорий свидетельствует о целесообразности их практического применения.

1.3 Характеристика объектов и горизонта прогнозирования

В качестве объекта прогнозирования были выбраны фондовые индексы развитых и развивающихся стран. Фондовые индексы являются одним из индикаторов состояния национальной экономики. Следствием поступательного развития экономики, сопровождающегося устойчивым

ростом национальных фондовых индексов, может стать переход на более высокую ступень в экономической иерархии стран. При этом вопрос о классификации стран мира по уровню развития экономики является дискуссионным. Существует несколько различных методологий проведения такой классификации, разработанных различными международными организациями.

Организация Объединённых Наций (ООН) в своём ежегодно публикуемом аналитическом докладе «World Economic Situation and Prospects» приводит методологию, согласно которой все страны мира можно разделить на три большие группы: развитые страны, развивающиеся страны и страны с переходной экономикой. Подобная классификация базируется на ряде факторов и должна, по мнению её авторов, отражать общее состояние, в котором находится национальная экономика. При этом в рамках каждой группы можно выделить отдельные подгруппы на основе географического или специально выделенного признака [40]. Авторы отмечают, что для осуществления сопоставимости с другими подобными классификациями они использовали пороговые значения уровня валового национального дохода на душу населения, предложенные специалистами группы Всемирного банка [40]. Используя этот критерий, можно выделить следующие группы стран:

- 1) страны с высоким уровнем дохода на душу населения;
- 2) страны с уровнем дохода на душу населения выше среднего;
- 3) страны с уровнем дохода на душу населения ниже среднего;
- 4) страны с низким уровнем дохода на душу населения.

В этом же докладе ООН приводит саму классификацию стран по состоянию на январь 2019 г. Государства, отнесённые ООН к числу развитых, приведены на рисунке 1.

Developed economies

| North America | Europe | | Major developed economies (G7) |
|-----------------------------------|--|----------------------------------|--|
| | European Union | Other Europe | |
| Canada United States | EU-15 Austria ^a Belgium ^a Denmark Finland ^a France ^a Germany ^a Greece ^a Ireland ^a Italy ^a Luxembourg ^a Netherlands ^a Portugal ^a Spain ^a Sweden United Kingdom ^b | Iceland Norway Switzerland | Canada Japan France Germany Italy United Kingdom United States |
| Developed Asia and Pacific | EU-13^c Bulgaria Croatia Cyprus ^a Czech Republic Estonia ^a Hungary Latvia ^a Lithuania ^a Malta ^a Poland Romania Slovakia ^a Slovenia ^a | | |
| Australia Japan New Zealand | | | |

^a Member of Euro area.

^b At the time of publishing, the United Kingdom was a member of the EU and is therefore included in all EU aggregations. The country is scheduled to withdraw from the EU at the end of March 2019.

^c Used in reference to the 13 countries that joined the EU since 2004.

Источник: [40].

Рисунок 1 – Список стран с развитой экономикой по версии ООН

Список стран с переходной экономикой показан на рисунке 2.

Table B
Economies in transition

| South-Eastern Europe | Commonwealth of Independent States and Georgia ^a | |
|---|---|----------------------|
| Albania | Armenia | Republic of Moldova |
| Bosnia and Herzegovina | Azerbaijan | Russian Federation |
| Montenegro | Belarus | Tajikistan |
| Serbia | Georgia ^a | Turkmenistan |
| The former Yugoslav Republic of Macedonia | Kazakhstan | Ukraine ^b |
| | Kyrgyzstan | Uzbekistan |

^a Georgia officially left the Commonwealth of Independent States on 18 August 2009.

However, its performance is discussed in the context of this group of countries for reasons of geographic proximity and similarities in economic structure.

^b Starting in 2010, data for the Ukraine excludes the temporarily occupied territory of the Autonomous Republic of Crimea and Sevastopol.

Источник: [40].

Рисунок 2 – Список стран с переходной экономикой по версии ООН

Государства, которые соответствуют критериям ООН для развивающихся экономик, представлены на рисунке 3.

Table C
Developing economies by region^a

| Africa | | Asia | Latin America and the Caribbean |
|----------------------------------|----------------------------------|--|------------------------------------|
| North Africa | Southern Africa | East Asia^b | Caribbean |
| Algeria | Angola | Brunei Darussalam | Bahamas |
| Egypt | Botswana | Cambodia | Barbados |
| Libya | Eswatini | China | Belize |
| Mauritania | Lesotho | Democratic People's Republic of Korea ^c | Guyana |
| Morocco | Malawi | Fiji | Jamaica |
| Sudan | Mauritius | Hong Kong SAR ^d | Suriname |
| Tunisia | Mozambique | Indonesia | Trinidad and Tobago |
| Central Africa | Namibia | Kiribati | Mexico and Central America |
| Cameroon | South Africa | Lao People's Democratic Republic | Costa Rica |
| Central African Republic | Zambia | Malaysia | Cuba |
| Chad | Zimbabwe | Mongolia | Dominican Republic |
| Congo | West Africa | Myanmar | El Salvador |
| Equatorial Guinea | Benin | Papua New Guinea | Guatemala |
| Gabon | Burkina Faso | Philippines | Haiti |
| Sao Tome and Principe | Cabo Verde | Republic of Korea | Honduras |
| East Africa | Côte d'Ivoire | Samoa | Mexico |
| Burundi | Gambia (Islamic Republic of the) | Singapore | Nicaragua |
| Comoros | Ghana | Solomon Islands | Panama |
| Democratic Republic of the Congo | Guinea | Taiwan Province of China | South America |
| Djibouti | Guinea-Bissau | Thailand | Argentina |
| Eritrea | Liberia | Timor-Leste | Bolivia (Plurinational State of) |
| Ethiopia | Mali | Vanuatu | Brazil |
| Kenya | Niger | Viet Nam | Chile |
| Madagascar | Nigeria | South Asia | Colombia |
| Rwanda | Senegal | Afghanistan | Ecuador |
| Somalia | Sierra Leone | Bangladesh | Paraguay |
| South Sudan ^e | Togo | Bhutan | Peru |
| Uganda | | India | Uruguay |
| United Republic of Tanzania | | Iran (Islamic Republic of) | Venezuela (Bolivarian Republic of) |
| | | Maldives | |
| | | Nepal | |
| | | Pakistan | |
| | | Sri Lanka | |
| | | Western Asia | |
| | | Bahrain | |
| | | Iraq | |
| | | Israel | |
| | | Jordan | |
| | | Kuwait | |
| | | Lebanon | |
| | | Oman | |
| | | Qatar | |
| | | Saudi Arabia | |
| | | State of Palestine ^f | |
| | | Syrian Arab Republic | |
| | | Turkey | |

^a Economies systematically monitored by the Global Economic Monitoring Branch of EAPD.
^b Throughout the report the term 'East Asia' is used in reference to this set of developing countries, and excludes Japan.
The country coverage in WESP 2019 was expanded to include South Sudan, State of Palestine and Democratic People's

Источник: [40].

Рисунок 3 – Список стран с развивающейся экономикой по версии ООН

Классификацию стран по уровню дохода на душу населения, предложенную группой Всемирного банка, можно преобразовать в классификацию ООН по правилу, представленному в таблице 1.

Таблица 1 - Правило преобразования классификации стран, предложенной группой Всемирного банка, в классификацию стран, предложенную ООН

| Критерий общего состояния экономики | Критерий уровня национального дохода на душу населения |
|-------------------------------------|--|
| Развитые страны | Высокий |
| | Выше среднего |
| Развивающиеся страны | Ниже среднего |
| | Низкий |

Источник: составлено автором по материалам [42; 43].

Ещё одна классификация стран была разработана специалистами Международного валютного фонда (МВФ). Согласно этой классификации, страны мира можно разделить на две группы: развитые страны (advanced economies) и развивающиеся страны и страны с переходной экономикой (emerging markets and developing economies). Авторы подчёркивают, что «классификация не основывается на каких-либо однозначных экономических или иных критериях и развивалась с течением времени. Основной целью составления подобной классификации является «упрощение анализа путём предоставления разумного способа упорядочения данных» [39]. При этом некоторые страны не были включены ни в одну из групп и в анализе не участвуют, как, например, КНДР и Куба [39]. Как и в предыдущей классификации, в любой группе стран можно выделить отдельные подгруппы.

Метод формирования групп стран по типу фондовых рынков для создания информационной базы исследования

Выбор национальных фондовых рынков в качестве объекта исследования должен быть сделан на основе специфического метода. Метод представляет собой «способ теоретического исследования или практического осуществления чего-нибудь», «способ действовать, поступать каким-нибудь образом, приём» [7]. Для подготовки информационной базы, необходимой для дальнейшего исследования, автором создан метод формирования групп стран по типу фондовых рынков. Он представляет собой последовательность следующих действий:

- 1) разделение всех стран мира, по которым имеются данные макроэкономической статистики, на развитые и развивающиеся в соответствии с выбранной методологией, предложенной одной из международных организаций;

2) выбор количественных показателей национальных фондовых рынков в качестве сравнительных критериев;

3) определение значений количественных показателей национальных фондовых рынков развитых и развивающихся стран и ранжирование стран в каждой из групп по полученным значениям;

4) анализ результатов ранжирования и отбор нескольких стран-лидеров, имеющих наиболее высокие значения выбранных показателей в каждой группе;

5) выбор соответствующих национальных фондовых индексов по странам-лидерам из числа отобранных на предыдущем этапе.

В качестве критериев для сравнения фондовых рынков стран определены ключевые количественные показатели национальных фондовых рынков, а именно:

1) общая рыночная капитализация национальных фондовых рынков;

2) рыночная капитализация национальных компаний, включённых в котировальные списки бирж;

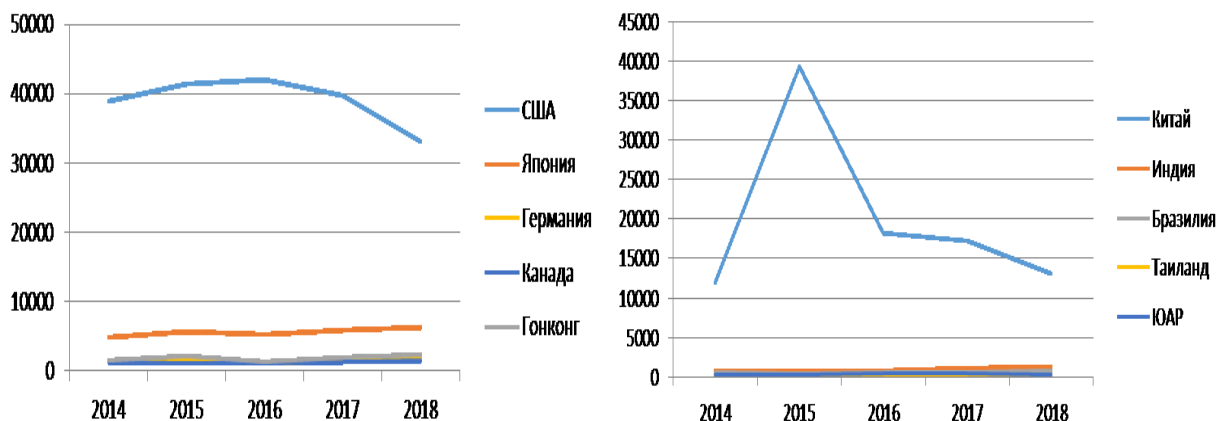
3) отношение объёма акций, торгуемых на национальных биржах, к валовому внутреннему продукту (ВВП) страны, в процентах;

4) численность национальных компаний, включённых в котировальные списки бирж.

Набор данных показателей является достаточным для оценки состояния национального фондового рынка страны. В качестве источника значений указанных количественных показателей использован репозиторий группы Всемирного банка.

Необходимо отметить, что выбор национальных фондовых рынков в качестве объекта исследования должен быть обусловлен их значимостью в рамках мирового финансового рынка. Для оценки уровня значимости национальных фондовых рынков приведены графики, на которых представлены данные пяти-шести стран, лидирующих по соответствующему

показателю. Динамика капитализации фондовых рынков стран, входящих в число ведущих по данному показателю, приведена на рисунке 4.



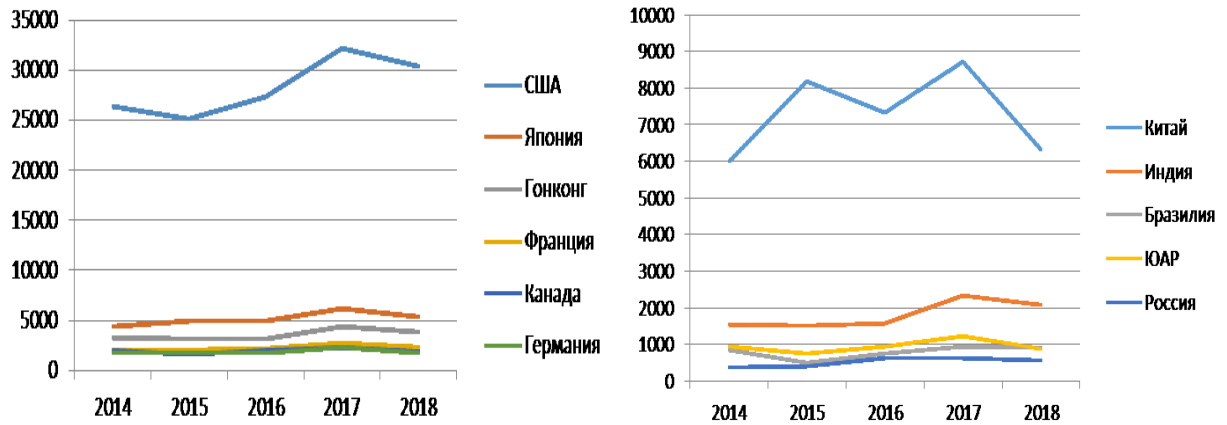
Примечание - Слева – развитые страны, справа – развивающиеся страны.

Источник: составлено автором по материалам [43].

Рисунок 4 - Объём капитализации фондовых рынков по странам с 2014 г. по 2018 г., в миллиардах долларов

Среди развитых экономик лидером по уровню капитализации национальных бирж являются США. Уровень капитализации американских бирж в несколько раз превышает аналогичные показатели других развитых стран. При этом в последние несколько лет уровень капитализации американских бирж неуклонно снижался и по состоянию на конец 2018 г. чуть превышал отметку в 30 триллионов долларов. Среди развивающихся стран безоговорочным лидером по уровню капитализации национальных бирж является Китай. При этом динамика объёма капитализации китайских бирж также носит негативный характер: на пике в 2015 г. данный показатель почти достиг уровня в 40 триллионов долларов, а спустя 3 года опустился ниже уровня в 15 триллионов долларов. Другие страны, входящие в пятерку стран с наибольшим объёмом капитализации национальных бирж (Индия, Бразилия, Таиланд, ЮАР) имеют примерно схожие объёмы.

На рисунке 5 отмечена динамика рыночной капитализации национальных компаний стран-лидеров, прошедших листинг на бирже.



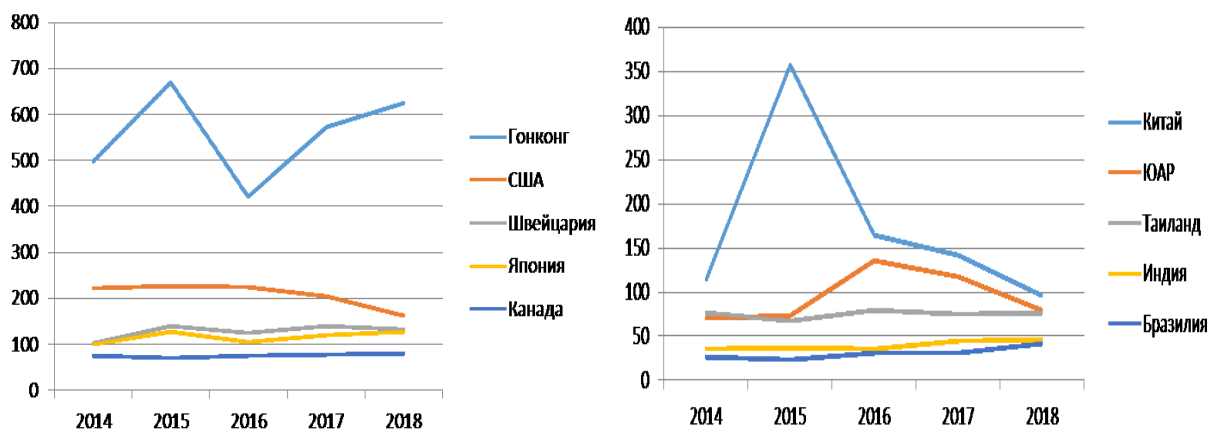
Примечание - Слева – развитые страны, справа – развивающиеся страны.

Источник: составлено автором по материалам [43].

Рисунок 5 - Рыночная капитализация национальных компаний, включенных в котировальные списки бирж, с 2014 г. по 2018 г., в миллиардах долларов

По уровню рыночной капитализации национальных компаний лидерами являются США и Китай. Наряду с этим в группу ведущих развитых стран по данному показателю добавилась Франция, а среди ведущих развивающихся стран место Таиланда заняла Россия. Как и на предыдущем графике, разрыв между странами, занявшими первое место в своей группе (США и Китай) и остальными крайне велик. При этом разница между капитализацией компаний из стран-лидеров обеих групп очень значительна: общая рыночная стоимость американских компаний в 5 раз превышала стоимость китайских компаний.

На рисунке 6 показана динамика отношения объема акций, торгуемых на национальных биржах, к ВВП по ведущим странам.



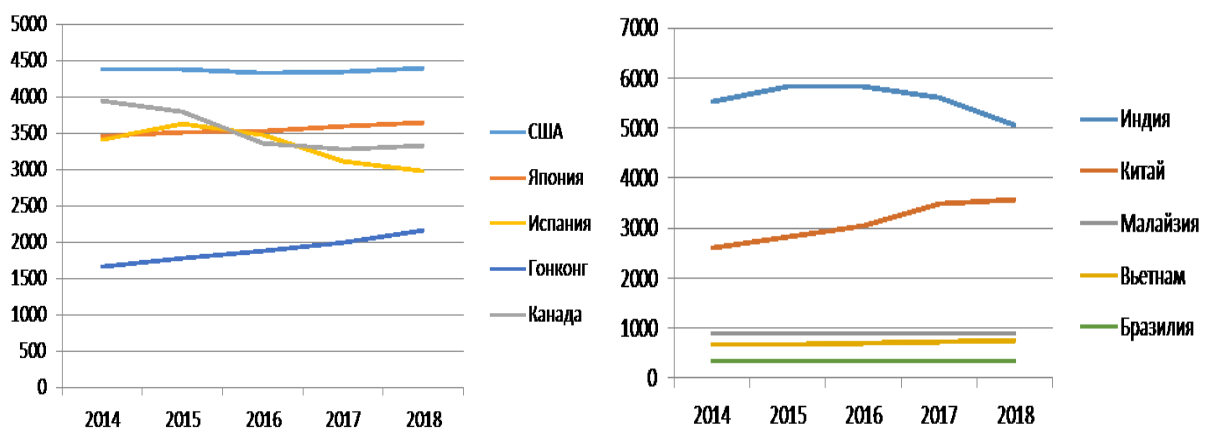
Примечание - Слева – развитые страны, справа – развивающиеся страны.

Источник: составлено автором по материалам [43].

Рисунок 6 - Отношение объема акций, торгуемых на национальных биржах, к ВВП стран с 2014 г. по 2018 г., в процентах

В группе развитых стран наиболее высокое соотношение между уровнем капитализации национальных фондовых бирж и ВВП страны в период с 2014 г. по 2018 г. было выявлено у Гонконга – оно колебалось от 420% до 670%. Это объясняется сравнительно небольшим объёмом ВВП Гонконга. США, лидировавшие по двум предыдущим показателям, по данному индикатору находились на втором месте в группе: за 4 года значение этого показателя у США снизилось с 220% до 160%. В пятерку развитых стран-лидеров по этому соотношению также вошли Швейцария, Япония и Канада. Среди развивающихся стран лидером снова стал Китай, но даже в пиковый 2015 г. соотношение между уровнем капитализации фондовых бирж и ВВП этой страны не достигло самого низкого значения аналогичного показателя у Гонконга – 360% против 420%. Помимо Индии, ЮАР и Бразилии в группу ведущих развивающихся стран по данному показателю вошел Таиланд.

На рисунке 7 показано изменение численности национальных компаний, включённых в котировальные списки бирж, по странам, входящим в число лидеров по данному показателю.



Примечание - Слева – развитые страны, справа – развивающиеся страны.

Источник: составлено автором по материалам [43].

Рисунок 7 - Численность национальных компаний, включённых в котировальные списки бирж с 2014 г. по 2018 г.

По числу национальных компаний, включённых в котировальные списки местных бирж в период с 2014 г. по 2018 г., первое место вновь заняли США. Число американских компаний, прошедших процедуру листинга в

указанный период, составляло чуть меньше 4500 предприятий. В число других развитых стран с наибольшим количеством компаний, включённых в котировальные списки бирж, вошли Япония, Канада, Испания и Гонконг. Лидером среди развивающихся стран, как и абсолютным лидером в мире, по данному показателю стала Индия: число национальных компаний, включённых в котировальные списки индийских бирж в 2014 - 2015 гг. было чуть меньше 6000, а в 2018 г. значение этого показателя снизилось до 5000. Второе место по этому показателю среди развивающихся стран занимал Китай. Третье место в заданный период занимала Малайзия, четвёртое место – Вьетнам, пятое место – Бразилия: число компаний, прошедших процедуру листинга на фондовых биржах этих стран не превышало 1000.

По итогам анализа результатов ранжирования стран по значениям количественных показателей произведён выбор нескольких стран по общему числу попаданий в группу лидеров по каждому показателю. В группе развитых стран таковыми стали США, Япония, Германия, Канада и Гонконг. Из группы развивающихся стран отобраны Китай, Индия, Бразилия, ЮАР и Вьетнам. По каждой стране-лидеру выбран соответствующий фондовый индекс, динамика которого представляет изменение состояния национального фондового рынка. Таким образом, по итогам применения разработанного автором метода составлена база для исследования. Она представлена временными рядами доходностей фондовых индексов, которые приведены в таблице 2.

Таблица 2 - Фондовые индексы развитых и развивающихся стран

| Развитые страны | | Развивающиеся страны | |
|------------------|----------|----------------------|----------|
| Название индекса | Страна | Название индекса | Страна |
| S&P 500 | США | SSE | Китай |
| NASDAQ Composite | США | S&P BSE allcap | Индия |
| NIKKEI 225 | Япония | BSE SENSEX | Индия |
| DAX | Германия | Bovespa | Бразилия |
| S&P TSX | Канада | South Africa 40 | ЮАР |
| Hangseng | Гонконг | VNINDEX | Вьетнам |

Источник: составлено автором.

Фондовый индекс представляет собой сводный аналитический показатель, отражающий изменение совокупности цен бумаг, торгуемых на

национальных фондовых биржах, с течением времени. Индекс вычисляется на основе цен ряда ценных бумаг, включённых в него. Этот ряд называется «индексная корзина». Исследование динамики фондовых индексов является одним из инструментов, позволяющих предсказать экономические кризисы, а также позволяет оценить успешность выбранной инвестиционной стратегии, сделать прогноз развития фондового рынка.

Существует несколько методов расчёта фондовых индексов. Первым из методов расчёта является взвешивание бумаг компаний, входящих в индекс, по их цене. Индексы, рассчитываемые подобным образом, представляют собой сумму цен всех бумаг, входящих в индекс, нормированную на делитель. Вычисление значений индексов P_{index} по данному методу производится по формуле (1.27)

$$P_{index} = \frac{\sum P_i}{D}, \quad (1.27)$$

где P_{index} – значение индекса;

P_i – стоимость акции i -й компании, входящей в индекс;

D – делитель.

Вторым методом расчёта значения фондового индекса является взвешивание бумаг компаний, входящих в индекс, по их свободной капитализации. Расчет значений индексов P_{index} согласно описанному методу производится по формуле (1.28)

$$P_{index} = \frac{\sum P_i n_i}{D}, \quad (1.28)$$

где P_i – стоимость акции i -й компании, входящей в индекс;

n_i – количество акций i -й компании, находящихся в свободном обращении;

D – делитель.

К числу индексов, рассчитываемых по первому методу, относится японский индекс «NIKKEI 225». Остальные индексы, выбранные для

исследования, рассчитываются по второму методу. Расчёт значения бразильского индекса «Bovespa», осуществлявшийся ранее по второму методу, на текущий момент производится по следующей формуле (1.29) [41]

$$P_{\text{index}} = \sum P_{i,t} Q_{i,t}, \quad (1.29)$$

где $P_{i,t}$ – цена акции i -го предприятия на момент времени t ;
 $Q_{i,t}$ – теоретическое количество акций i -го предприятия в портфеле участника торгов в момент времени t .

Одной из главных характеристик случайной величины, используемых в статистическом анализе, является её распределение. Обратимся к характеру распределения доходностей фондовых индексов, используемых в исследовании. Переход от ценовых значений к доходностям обусловлен требованием стационарности, которому должны соответствовать временные ряды для применения к ним основных методов экономико-математического моделирования. Доходности фондовых индексов, которые далее будут использоваться в работе, представляют собой одноминутные логарифмические доходности $r_{\log t}$ и рассчитываются по формуле (1.30)

$$r_{\log t} = \log(P_t) - \log(P_{t-1}), \quad (1.30)$$

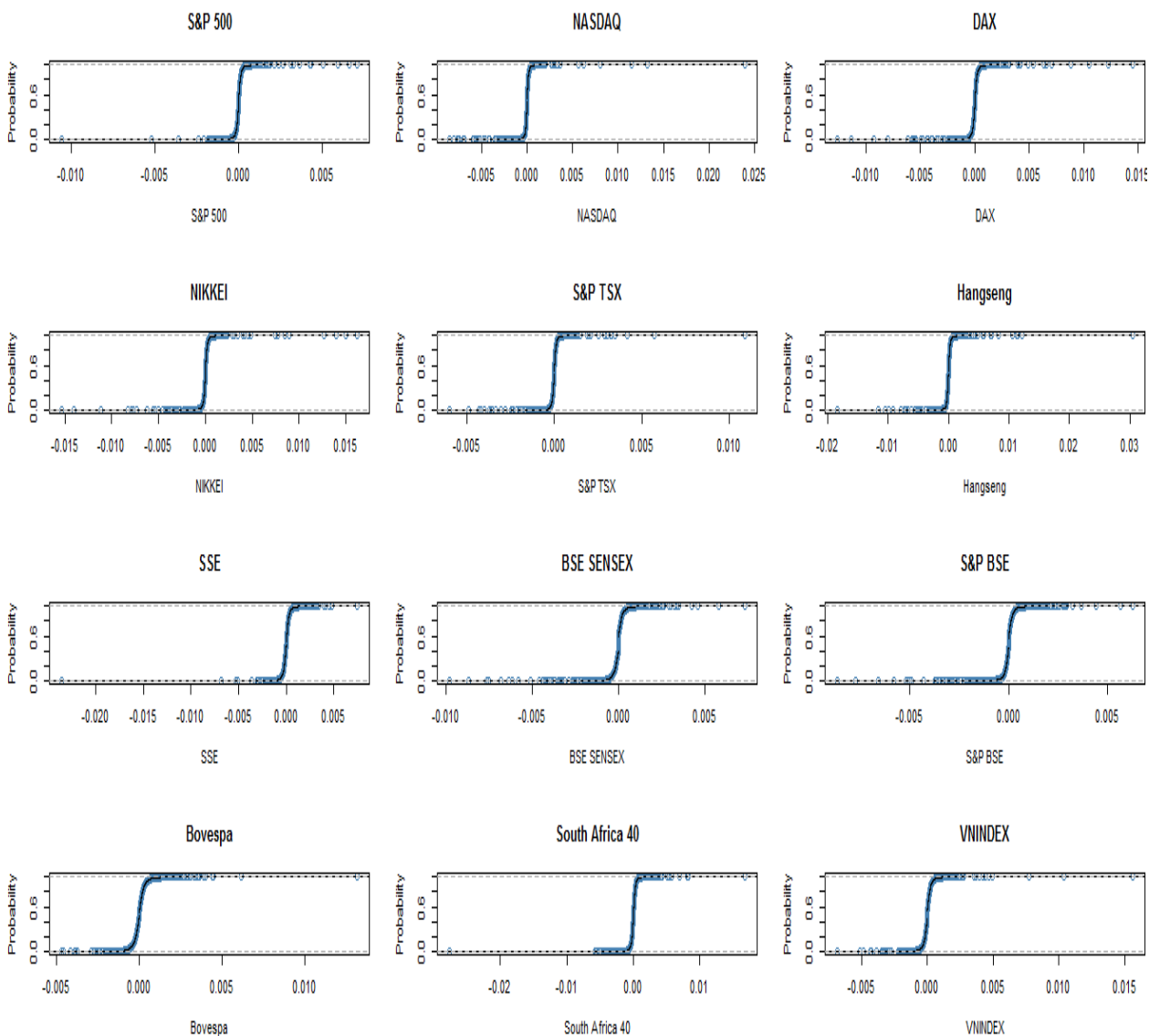
где $r_{\log t}$ – логарифмическая доходность в момент времени t ;
 \log – логарифм;
 P_t – цена фондового индекса в момент времени t ;
 P_{t-1} – цена фондового индекса в момент времени $(t-1)$.

Их ключевые отличия от обычных доходностей r_t , рассчитываемых по формуле (1.31)

$$r_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}. \quad (1.31)$$

заключаются в том, что, во-первых, к ним применимы стандартные операции расчёта суммы и среднего значения без каких-либо поправок, а, во-вторых,

процесс начисления логарифмических доходностей носит непрерывный характер в отличие от обычных доходностей, являющихся дискретными. Кумулятивные функции распределения доходностей фондовых индексов, составляющих базу исследования, показаны на рисунке 8.

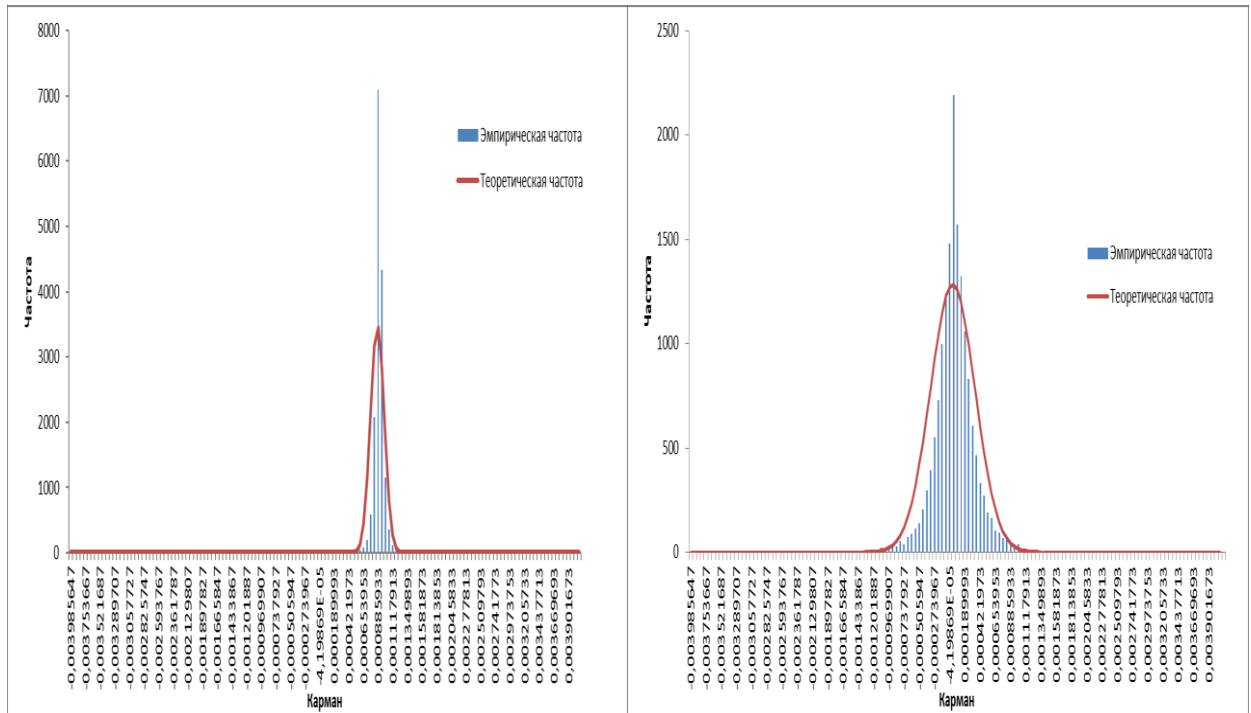


Источник: составлено автором по материалам [41].

Рисунок 8 - Эмпирические кумулятивные функции распределения одноминутных логарифмических доходностей исследуемых фондовых индексов

Изучая графики кумулятивных функций распределения доходностей фондовых индексов можно заметить, что их резкий рост происходит в области значений около нуля. До и после этой области значения представляют собой прямую с едва заметным углом наклона. Таким образом, подавляющее большинство значений доходности крайне малы и мало отличны от нуля. При

этом среди значений есть и очень крупные наблюдения (так называемые «выбросы» данных). Они представлены отдельными точками близ крайних значений оси абсцисс. На рисунке 9 приведены гистограммы эмпирического распределения доходностей фондовых индексов «S&P 500» и «Bovespa».



Источник: составлено автором по материалам [41].

Рисунок 9 - Гистограммы эмпирического и теоретического (нормального) распределения доходностей фондовых индексов «S&P 500» (слева) и «Bovespa» (справа)

На рисунке 9 отдельными линиями представлены теоретические распределения по нормальному закону. Эмпирические распределения обоих индексов не соответствуют нормальному распределению: у обоих распределений наблюдается ярко выраженный эксцесс. Сделанные визуальные выводы подтверждаются статистической проверкой гипотезы о согласии, представленной значением критерия хи-квадрат χ^2 (1.32)

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{\left(\frac{n_i}{n} - P_i(\theta)\right)^2}{P_i(\theta)}, \quad (1.32)$$

где $\frac{n_i}{n}$ – эмпирическая частота наблюдений;

$P_i(\theta)$ – теоретическая частота наблюдений.

Для распределений значений всех индексов, взятых в качестве базы для исследования, наблюдаемое значение статистики хи-квадрат превысило критическое значение. На основе этого для всех временных рядов доходности индексов была отвергнута гипотеза о соответствии их теоретическому закону распределения (в данном случае нормальному). Полученные результаты согласуются с работами Конта [76] и Сорнетте [131], исследовавших особенности финансовых данных. Таким образом, для моделирования распределения доходностей фондовых индексов необходимо использовать иные, более сложные законы распределения.

В качестве законов, подходящих под моделирование распределения значений фондовых индексов, были отобраны следующие:

- 1) обратное нормальное распределение;
- 2) обобщённое гиперболическое распределение;
- 3) распределение variance-gamma.

Функции распределения вероятностей, соответствующие указанным законам, являются непрерывными. Обратное нормальное распределение и обобщённое гиперболическое распределение выводятся из такого непрерывного распределения вероятности, как нормальная смесь дисперсии - среднего, при этом они различаются смешивающими плотностями: у обратного нормального распределения смешивающей плотностью является обратное Гауссово распределение, а у обобщённого гиперболического распределения – обобщённое обратное Гауссово распределение. Параметры выбранных функций распределения вероятностей приведены в таблице 3.

Таблица 3 - Параметры используемых функций распределения вероятностей

| Обратное нормальное распределение | Обобщённое гиперболическое распределение | Распределение variance-gamma |
|-----------------------------------|--|------------------------------|
| μ (среднее) | μ (среднее) | μ (среднее) |
| λ | α | α |
| - | β (асимметрия) | β (асимметрия) |
| - | λ | λ |
| - | δ (эксцесс) | - |

Источник: составлено автором.

Степень соответствия функций распределения вероятности исследуемым данным определялась с использованием критерия хи-квадрат и значения функции логарифмического правдоподобия. Результаты проверки соответствия приведены в таблице 4.

Таблица 4 - Значения функции логарифмического правдоподобия по функциям распределения вероятностей для доходностей индексов

| Индекс | Обратное нормальное распределение | Обобщённое гиперболическое распределение | Распределение variance-gamma |
|------------------|-----------------------------------|--|------------------------------|
| S&P 500 | 120620,19 | 120727,32 | 37881,63 |
| NASDAQ Composite | 197783,17 | 197952,99 | 164051,49 |
| NIKKEI 225 | 149397,26 | 149608,86 | 115310,35 |
| DAX | 258221,56 | 258448,02 | 81936,95 |
| S&P TSX | 228124,63 | 228103,01 | 68017,62 |
| Hangseng | 169110,09 | 169470,83 | 164678,87 |
| SSE | 135432,48 | 135521,54 | 115505,40 |
| S&P BSE allcap | 231179,88 | 235090,11 | 60819,27 |
| BSE SENSEX | 246388,22 | 339635,13 | 352760,49 |
| Bovespa | 240822,12 | 244901,13 | 205251,37 |
| South Africa 40 | 256544,69 | 256735,70 | 187474,35 |
| VNINDEX | 130578,30 | 130581,86 | 92090,20 |

Источник: составлено автором.

Для 10 индексов из 12 наибольшее значение логарифмического правдоподобия было получено по функции обобщённого гиперболического распределения вероятности. Для индекса «S&P TSX» наибольшее значение логарифмического правдоподобия было получено по функции обратного нормального распределения, а для индекса «BSE SENSEX» - по функции распределения variance-gamma. Таким образом, можно сделать вывод о том, что функция обобщённого гиперболического распределения вероятности наиболее точно описывает распределение одноминутных логарифмических доходностей фондовых индексов.

В начале исследования затруднительно точно назвать горизонт прогнозирования данных с высокочастотных временных рядов. Однако можно предположить, что такой период, вероятно, не будет превышать нескольких часов. Выдвигая указанное предположение, автор основывался на

эмпирическом факте, заключающемся в относительно сильной волатильности высокочастотных данных. Подобная особенность высокочастотных данных ведёт к снижению точности и адекватности прогнозов их динамики на длительные периоды времени.

Выбор объекта и выдвижение предположения относительно горизонта прогнозирования позволяет завершить теоретическую часть работы, в которой объяснялся процесс ценообразования на фондовом рынке и обосновывалась возможность получения оценок значений стоимости финансовых инструментов в будущем. Фондовые индексы выбраны в качестве базы исследования. На практике база исследования представлена одноминутными логарифмическими доходностями фондовых индексов развитых и развивающихся стран. Описан процесс выбора многопараметрического закона распределения для описания эмпирического распределения доходностей выбранных индексов. Также определён горизонт прогнозирования будущих величин доходностей фондовых индексов и приведены объяснения подобного выбора.

Выводы по главе 1

Рассмотрены теоретические основы торговли на фондовом рынке. Гипотеза эффективного рынка определена в качестве подхода, превалировавшего до недавнего времени в описании процессов, протекающих на фондовом рынке. Последовательно изложена математическая формулировка гипотезы эффективного рынка. Указаны аномалии, которые не согласуются с гипотезой эффективного рынка. К ним относятся календарные эффекты, эффект малых компаний, парадокс Гроссмана-Стиглица.

Приведены описания альтернативных теорий, в рамках которых даны объяснения аномалиям на фондовом рынке. Показано, что существование ряда конкурирующих теорий ценообразования на фондовом рынке делает возможным оценивание будущих величин стоимости финансовых инструментов. Утрата гипотезой эффективного рынка преобладающего значения в объяснении процесса ценообразования на фондовом рынке

подчёркивает актуальность выполненной работы: деятельность по разработке моделей прогнозирования будущих значений доходности финансовых инструментов является целесообразной. Знание особенностей ценообразования активов на фондовом рынке позволит формализовать методы моделирования высокочастотных финансовых рядов.

Определены критерии и разработан метод формирования групп стран по типу фондовых рынков, имеющих близкие количественные значения по выбранным показателям, для создания информационной базы при осуществлении моделирования высокочастотных финансовых временных рядов. База исследования представлена временными рядами доходностей фондовых индексов, взятых с ранее отобранных фондовых рынков развитых и развивающихся стран. Выбор относительно однородных рынков в каждой подгруппе стран позволит получить более адекватные результаты моделирования.

Обобщённое гиперболическое распределение подобрано в качестве наиболее точно описывающего эмпирическое распределение высокочастотных доходностей фондовых индексов. Выбор данного распределения необходим для понимания особенностей высокочастотных данных и определения способа предварительной обработки высокочастотных данных перед процессом моделирования.

Сделано предположение относительно горизонта прогнозирования динамики доходности выбранных фондовых индексов. Он не превышает нескольких часов. Выбор указанного горизонта прогнозирования обусловлен относительно сильной изменчивостью краткосрочных временных рядов и, как следствие, возможностью наличия существенных расхождений между прогнозными значениями и реальными данными.

Глава 2

Концептуальные и теоретические подходы к моделированию высокочастотных финансовых временных рядов

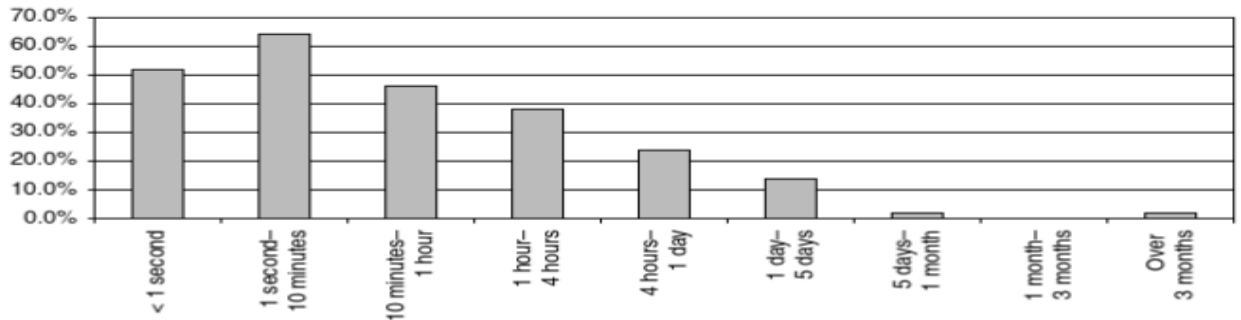
2.1 Создание концепции прогнозирования доходностей для осуществления торговли на базе высокочастотных финансовых временных рядов

Перед началом процесса анализа и прогнозирования высокочастотных финансовых временных рядов следует определить, какие данные (доходности) можно отнести к высокочастотным; модель какого типа предпочтительно использовать для прогнозирования высокочастотных данных; получение каких результатов стоит ожидать по итогам использования модели. Иными словами, необходимо сформулировать концепцию прогнозирования данных, составляющих базу исследования.

Под концепцией принято понимать «систему взглядов на что-нибудь; основную мысль» [7]. Авторская концепция основана на критическом анализе современных подходов к изучению высокочастотных данных.

В начале изложения содержания концепции необходимо привести определение понятия «высокочастотные данные» и выделить критерии, соответствие которым позволит утверждать о высокочастотном характере финансовых данных, взятых с конкретной периодичностью наблюдения. В финансовой литературе существует достаточно большое количество мнений относительно того, какие данные можно считать высокочастотными, и примеров отнесения временных рядов к высокочастотным [67; 87; 120]. Известный академический специалист в области высокочастотной торговли, И. Олдридж, определяет понятие «высокочастотность» как «быстрое открытие или закрытие торговых позиций» [13]. В 2009 г. информационный ресурс «FINalternatives», специализирующийся на предоставлении информации по

деятельности хедж-фондов и альтернативным источникам инвестирования, провёл опрос среди управляющих активами на финансовых рынках по определению понятия «высокочастотная торговля». 86% респондентов ответили, что термин «высокочастотная торговля» относится к сделкам с периодом владения активом в один день и меньше. Визуализация общих результатов опроса показана на рисунке 10.



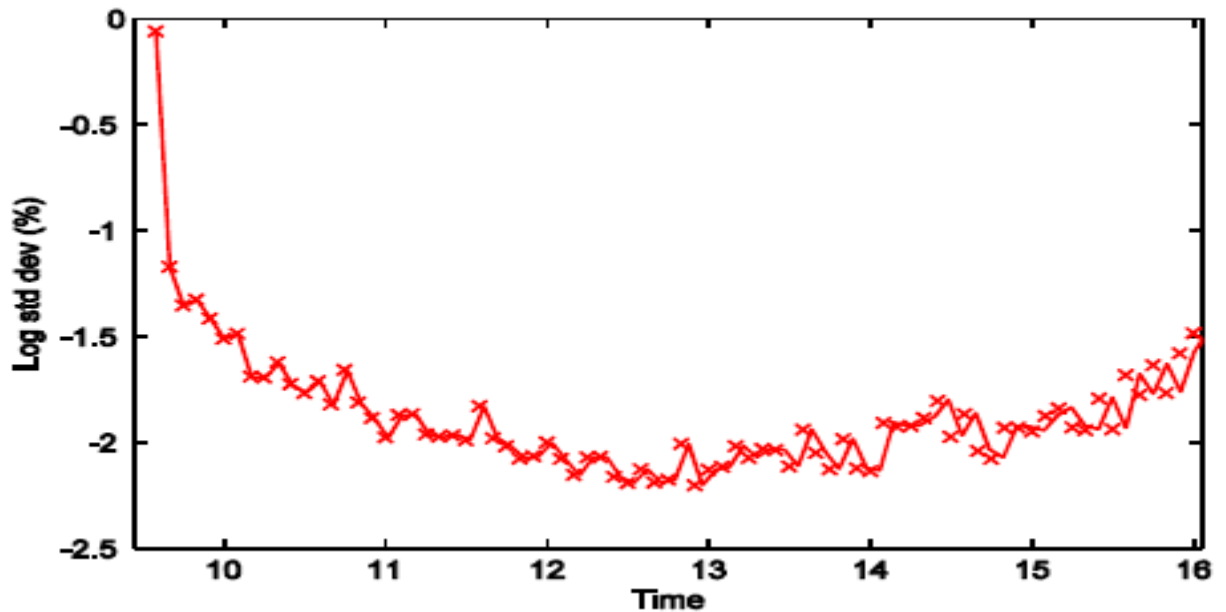
Источник: [13].

Рисунок 10 - Гистограмма ответов респондентов на вопрос относительно того, какой период времени в торговле можно считать высокочастотным

Высокочастотные финансовые временные ряды обладают характеристиками, которые не присущи временным рядам с других временных интервалов. К таким характеристикам относятся:

- 1) дискретность;
- 2) внутрисуточная периодичность.

Внутрисуточная периодичность высокочастотных данных связана с интенсивностью торгов в то или иное время в течение торгового дня. Указанная характеристика высокочастотных данных наглядно проиллюстрирована на рисунке 11.



Источник: [31].

Рисунок 11 - Проявление периодичности в логарифмированном стандартном отклонении пятиминутной доходности акции «IBM» в декабре 2009 г.

Наиболее активным временем в течение торгового дня являются утренние и вечерние часы. Под утренними часами понимаются первые 1,5 часа после открытия торгов (с 09:00 до 10:30). В этот период фиксируется первый пик по количеству сделок. Затем активность на рынке постепенно снижается и достигает своего минимума в районе 13 часов. После этого начинается её медленный рост, и на вечерние часы (последние 1-1,5 часа торгового дня) приходится второй пик по количеству сделок. Большая доля сделок, совершённых в это время, приходится на внутридневных трейдеров, которые закрывают свои позиции. Наряду с этим в последние часы торгового дня заключаются и более продолжительные сделки инвестиционного характера.

Некоторые исследователи в области алгоритмической торговли и высокочастотных данных приводят следующие критерии, соответствие которым позволяет отличить их от данных, относящихся к более крупным временным интервалам. Например, в работе [13] к таким отнесены:

- 1) высокая оборачиваемость средств, вложенных инвестором;
- 2) преимущественно внутридневной характер торговли;

3) использование торговых стратегий, характеризующихся большим числом совершаемых сделок и низкой средней доходностью на 1 сделку;

4) высокая степень компьютеризации процесса.

В работе [144]:

1) большой объём данных (по сравнению с данными, взятыми с более крупных временных интервалов);

2) наличие большого числа «ошибочных» данных, а также пропусков данных;

3) наличие периодичности в данных ввиду активности на рынке.

В работе [20]:

1) высокочастотные данные относятся к микроструктуре рынка;

2) торговля с использованием высокочастотных данных основана на определённой стратегии, которая создается для того, чтобы воспользоваться предсказуемостью поведения рынка;

3) высокочастотные данные представляют собой новый тип информации.

Международные организации, занимающиеся разработкой методологий регулирования рынка ценных бумаг, не оставили без внимания вопросы, связанные с алгоритмической торговлей и высокочастотными данными. Например, Международная организация комиссий по ценным бумагам (IOSCO) ещё в 2011 г. в своём докладе [38] выделила особенности алгоритмической торговли, осуществляемой на высокочастотных данных. Согласно сделанному заключению, алгоритмическая торговля:

1) носит количественный характер;

2) характеризуется высокой внутридневной оборачиваемостью портфеля и большой долей выставленных заявок по отношению к количеству совершённых сделок;

3) характеризуется крайне быстрым исполнением сделок;

4) используется преимущественно частными фирмами и структурными подразделениями компаний, занимающимися проведением операций на финансовых рынках.

Помимо всех представленных свойств высокочастотным данным присуща относительно высокая волатильность. Быстрая изменчивость с течением времени затрудняет построение продолжительных трендов на таких данных. Использование линейных моделей для изучения высокочастотных данных зачастую не даёт высокой эффективности. Это обуславливает поиск моделей нелинейного типа, применение которых позволит повысить точность прогнозирования высокочастотных данных. На практике в качестве моделей подобного типа всё чаще используются модели нейронных сетей. Наличие у нейронных сетей способности к обучению позволяет им «подстраиваться» под интенсивно меняющиеся данные и прогнозировать их будущие значения с достаточно высокой степенью точности. Одной из наиболее распространённых архитектур нейронных сетей для моделирования сильно волатильных данных, взятых за малые периоды времени (в том числе финансовых временных рядов), стала модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти. Эта архитектура нейронных сетей достаточно успешно применяется для решения задач по исследованию данных, характеризующихся сильной изменчивостью с течением времени.

Однако при исследовании данных необходимо иметь в виду, что приоритетным итогом исследования будет внедрение полученных результатов в практику. Применительно к моделированию значений временного ряда это означает, что результаты моделирования следует использовать в качестве информации, необходимой для решения некоторой практической задачи. Автором принято решение, что такой практической задачей станет осуществление торговли фондовыми индексами, данные по которым представляют собой высокочастотные финансовые временные ряды. Поэтому содержание концепции прогнозирования доходностей представляет собой реализацию метода торговли активами на фондовых рынках,

обеспечивающего повышение доходности торговли. Требования, формулируемые при подготовке концепции, связаны с выполнением функций по методу. Функции, которые должны быть выполнены по итогам реализации метода, будут представлены непосредственно при описании метода.

Связь между моделированием будущих величин (знаков) высокочастотных финансовых временных рядов и проведением высокочастотной торговли активами можно представить следующим образом. Как было указано во введении к диссертации, распространение алгоритмической торговли привело к росту потребности в высокочастотных финансовых временных рядах. Одним из необходимых условий эффективной торговли является определение будущей тенденции к росту или снижению стоимости объекта торговли. Относительно высокочастотных рядов доходностей это условие можно изложить как верное определение последовательности знаков будущих величин доходности. Правильная оценка того, какой знак будут иметь будущие величины доходности (плюс или минус), позволит инвестору выбрать необходимую торговую позицию. Для прогнозирования знака будущих величин доходностей фондовых индексов в данной работе будет использована модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти. Стремление к повышению эффективности торговли на высокочастотных финансовых данных привело к необходимости разработки метода повышения доходности высокочастотной торговли активами на фондовых рынках. Содержание нового метода, равно как и описание типовой модели нейронной сети долгой краткосрочной памяти как составного элемента концепции, будет представлено в последующих параграфах.

2.2 Разработка метода повышения доходности торговли активами на фондовых рынках

Для достижения роста эффективности высокочастотной торговли автором создан метод повышения доходности торговли активами на фондовых

рынках. В соответствии с требованиями, определяемыми концепцией, предлагаемый в диссертации метод создаётся в результате выполнения ряда функций. На практике функции, присущие методу, могут быть выражены последовательностью некоторых действий. Они представлены в виде списка.

1) критический анализ основных типов моделей, применяемых для исследования высокочастотных финансовых временных рядов;

2) разработка собственной модели для прогнозирования высокочастотных данных с учётом выводов, сделанных по завершении предыдущего этапа, и обоснование значимости разработанной модели в контексте применения технологий искусственного интеллекта на фондовом рынке;

3) оценка параметров разработанной модели и проверка качества моделирования имеющихся высокочастотных данных с использованием индикатора оценки точности моделирования;

4) сравнение точности прогнозов, полученных по разработанной модели, с прогнозами, полученными по альтернативным моделям;

5) подготовка системы поддержки и принятия решений для торговли активами на фондовых рынках, которая включает разработанную модель для прогнозирования высокочастотных данных.

Для того, чтобы успешно применить метод повышения доходности торговли активами, необходимо вначале ознакомиться с основными группами моделей, используемых для исследования высокочастотных финансовых временных рядов. Необходимо провести критический анализ таких моделей, а именно: выявить их преимущества и недостатки, постараться предложить варианты устранения существующих недостатков для учёта их при создании собственного инструментария для моделирования данных. На сегодняшний день принято выделять несколько основных групп моделей, широко используемых для анализа и прогнозирования высокочастотных данных с финансовых рынков. Первой группой таких моделей являются модели временных рядов.

Модели временных рядов применимы для исследования доходностей финансовых инструментов. К таким моделям чаще всего относят модели среднего значения и модели волатильности. Модели среднего значения включают:

- 1) модель авторегрессии (AR-модель);
- 2) модель скользящего среднего (MA-модель);
- 3) (интегрированные) модели авторегрессии и скользящего среднего ((ARIMA) ARMA-модели).

К моделям волатильности относятся:

- 1) модель авторегрессионной условной гетероскедастичности (ARCH-модель);
- 2) модель обобщённой авторегрессионной условной гетероскедастичности (GARCH (p;q)-модель, [69]).

Несмотря на то, что стандартная GARCH (1;1)-модель относительно успешно используется для прогнозирования волатильности временных рядов доходностей многих активов [90], она не учитывает некоторые эффекты, присущие временным рядам доходностей и выявленные эмпирически (например, «эффект левеиджа» или положительную связь между риском и доходностью). Поэтому с течением времени появились различные модификации GARCH-модели, учитывающие такие характеристики.

Как было указано в главе 1, на сегодняшний день гипотеза эффективного рынка признаётся многими исследователями в качестве основной концепции, используемой для объяснения процесса ценообразования на рынке акций. Модель равновесной цены представляет собой математическую формулировку понятия «эффективный рынок», лежащего в основе данной гипотезы. Одним из частных случаев модели равновесной цены является субмартингал. Наиболее общей формой представления субмартингала является модель геометрического броуновского движения [124].

Пусть $S(t)$ представляет собой зависимость цены акции S от времени t . Тогда процесс, выражающий данную зависимость, можно представить в виде

дифференциального (d) уравнения, называемого моделью геометрического броуновского движения (2.1) [99]

$$dS(t) = \mu S(t)dt + \sigma S(t)dB(t), \quad (2.1)$$

где $S(t)$ – зависимость цены акции S от времени t ;

μ – среднее значение (смещение);

σ – волатильность;

$B(t)$ – броуновское движение.

Процесс $B(t)$ ($0 \leq t \leq T$) является процессом броуновского движения, если:

- 1) $B(0) = 0$;
- 2) $t \rightarrow B(t)$ есть непрерывная функция от t ;
- 3) приращения значений процесса B являются случайными и независимыми: если $t > s > u > v$, то приращение $B(t) - B(s)$ не зависит от приращения $B(u) - B(v)$;
- 4) для $\forall 0 \leq s < t < \infty$ $B(t) - B(s) \sim N(0; \sigma^2(t - s))$.

Наряду с общепринятым характером использования модели геометрического броуновского движения, обусловленным её преимуществами, этой модели присущ ряд недостатков:

- 1) фактический характер распределения доходностей отличается от теоретического характера, для описания которого принимается нормальный закон распределения. В качестве подтверждений такого несоответствия могут быть названы «прыжки» волатильности или эффект леввериджа;
- 2) наличие «шумовой» компоненты, фактический характер распределения значений которой является отличным от теоретического, описываемого нормальным законом распределения;
- 3) наличие неравных промежутков между наблюдениями доходности.

Другой моделью для описания поведения доходности является модель процесса Ито. Для перехода к описанию этой модели необходимо ввести понятие фильтрации и Винеровского процесса.

Фильтрацией $F^X(t)$, вызванной процессом $X(t)$, называется такая фильтрация, к которой процесс $X(t)$ является адаптированным. При этом процесс $X(t)$ является адаптированным к любой фильтрации $F^{\cdot}(t)$, если $F^X(t) \subseteq F^{\cdot}(t) \forall t$.

Процесс $W(t)$ ($0 \leq t \leq T$) является Винеровским процессом, если:

- 1) $W(0) = 0$;
- 2) $t \rightarrow W(t)$ есть непрерывная функция от t ;
- 3) приращения значений процесса W относительно фильтрации $F^{\cdot}(t)$ являются независимыми: если $t > s > u > v$, то приращение $W(t) - W(s)$ не зависит от фильтрации F^s ;
- 4) для $\forall 0 \leq s < t < \infty$ $W(t) - W(s) \sim N(0; \sigma^2(t - s))$.

Нужно отметить, что описанное ранее броуновское движение $B(t)$ представляет собой $F^B(t)$ -ый Винеровский процесс.

Процессом Ито относительно фильтрации $F^{\cdot}(t)$ является такой процесс $X(t)$, который является адаптированным относительно фильтрации $F^{\cdot}(t)$. При этом существует Винеровский процесс $W(t)$, а также процессы $\mu(t)$ и $\sigma(t)$, адаптированные относительно фильтрации $F^{\cdot}(t)$, удовлетворяющие условиям (2.2) и (2.3) [115]

$$\int_0^T |\mu_t| dt < \infty, \quad (2.2)$$

$$\int_0^T \sigma_t^2 dt < \infty. \quad (2.3)$$

Таким образом, если X является процессом Ито, то динамику такого процесса можно представить в виде модели (2.4) [115]

$$X(t) = X_0 + \int_0^t \mu(t)dt + \int_0^t \sigma^X(t)dW^X(t), \quad (2.4)$$

где t – время;

X_0 – смещение.

Часто математическая формулировка процесса Ито представляет собой дифференциальное уравнение (2.5) [135]

$$dX(t) = \mu(t)dt + \sigma(t)dB(t). \quad (2.5)$$

Необходимо отметить, что в модели процесса Ито элемент $\mu(t)dt$ представляет собой мгновенную среднюю, а элемент $\sigma(t)dB(t)$ представляет собой мгновенную волатильность.

Ещё одной известной моделью дифференциального уравнения для исследования случайных процессов является модель Гестона [91]. В рамках этой модели процесс $S(t)$ представлен уравнением (2.6) [140]

$$\begin{aligned} dS(t) &= \mu S(t)dt + \sqrt{v(t)}S(t)dB^1(t), \text{ при этом} \\ dv(t) &= \kappa(\theta - v(t))dt + \sigma\sqrt{v(t)}dB^2(t), \\ dB^2(t) &= \rho dB^1(t) + \sqrt{1 - \rho^2}dW(t), \end{aligned} \quad (2.6)$$

где $B^1(t), B^2(t), W(t)$ – разновидности Броуновского движения;

$v(t)$ – дисперсия;

$$\sigma = \sqrt{v(t)};$$

κ, θ, ρ – коэффициенты, $\kappa > 0, \theta > 0, -1 \leq \rho \leq 1$.

Недостаток дифференциальных уравнений как инструментария для моделирования доходности финансовых инструментов состоит в том, что они не всегда дают точный результат, особенно при построении прогнозов.

Следующую группу представляют модели, основанные на технологиях искусственного интеллекта, а именно нейронные сети и модели машинного обучения. На текущем этапе, характеризующемся развитием вычислительной техники, увеличением объёма её памяти и ростом производительности, такие

модели всё чаще используются в эконометрическом моделировании. «Расширение масштабов их применения связано с тем, что по точности вычислений они превосходят многие экономико-математические модели» [51].

Нейронные сети представляют собой «математические модели, функционирующие по принципу биологической нервной системы и считающиеся универсальным инструментом для аппроксимации» [111]. По своей структуре и принципам работы они похожи на биологические нейронные сети головного мозга человека. Рассматривая нейронную сеть как разновидность вычислительной техники, можно определить её как «громадный распределённый параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, накапливающих элементарные знания и предоставляющих их для последующей обработки» [12]. Нейронные сети относятся к классу статистических моделей искусственного интеллекта [6]. Они активно используются в прикладных науках, а спектр задач, решаемых с их помощью, включает в себя распознавание образов, классификацию и прогнозирование, в том числе в сфере финансов [14; 23; 81]. Одно из основных преимуществ нейронных сетей над группами других моделей заключается в том, что с их помощью «можно моделировать нелинейные процессы с малым числом изначальных допущений о сущности процесса (если такие имеются), являющегося исходным для данных» [116]. По сравнению с другими средствами прогнозирования динамики фондовых рынков, например, техническим анализом, нейронные сети обладают большей способностью к обобщению. Так, например, «с помощью скользящей средней можно хорошо описать тренд, но в ситуации «возврата к среднему» она будет бесполезна» [118].

Нейронная сеть состоит из нейронов, объединённых в слои, и связей между слоями (функции активации). Их состав и характер связей могут различаться. Структура нейронной сети может иметь следующий вид [12]:

1) нейронная сеть прямого распространения без промежуточного слоя. В такой нейронной сети информация из входного слоя сразу поступает в выходной слой. Вычисления с использованием функции активации осуществляются лишь в выходном слое;

2) многослойная нейронная сеть прямого распространения. Такая сеть включает в себя 1 или несколько промежуточных слоёв помимо входного и выходного слоя. Задача нейронов промежуточного слоя (слоёв) заключается в обработке информации, поступающей с входного слоя или из предыдущих промежуточных слоёв, в соответствии с функцией активации. Многослойная нейронная сеть может быть полностью связанной (каждый нейрон слоя связан с каждым нейроном следующего слоя) или частично связанной;

3) рекуррентная нейронная сеть. В отличие от сетей прямого распространения, в рекуррентной нейронной сети присутствует механизм «обратной связи», по которому ошибка работы сети последовательно передаётся с выходного слоя на входной.

Процесс обработки информации, поступающей в нейронную сеть, называется процессом обучения нейронной сети. Формально в рамках этого процесса происходит адаптация свободных параметров нейронной сети к окружению сети путём осуществления симуляций. В данном определении под окружением сети понимаются входные данные, поступающие в сеть.

Определение процесса обучения сети можно представить в виде последовательности действий:

- 1) процесс стимулирования сети её окружением;
- 2) изменение параметров нейронной сети в процессе работы;
- 3) получение новых результатов работы сети вследствие изменения её параметров и внутренней структуры.

Процесс обучения нейронной сети тесно связан с сетевой самоорганизацией. Нейронная сеть представляет собой динамическую систему. С течением времени она изменяет свои параметры: это выражается в корректировке значений весов на каждой итерации обучения. Тем самым

система старается точнее смоделировать входные данные. В процессе моделирования она в большей степени зависит от характера входной информации и особенностей собственной архитектуры, нежели от каких-либо иных внешних факторов. Процесс подстройки, которую сеть осуществляет самостоятельно, носит название самоорганизации.

Практическую реализацию процесса обучения нейронной сети принято называть алгоритмом обучения. К числу основных алгоритмов обучения сети можно отнести [12]:

1) алгоритм коррекции ошибок. Если в выходном слое нейронной сети есть только 1 нейрон k , то ошибку работы такой сети можно представить в виде формулы (2.7) [12]:

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n), \quad (2.7)$$

где $e_k(n)$ – ошибка;

$d_k(n)$ – прогнозное значение;

$y_k(n)$ – фактическое значение;

n – номер шага итеративного процесса настройки весов нейрона k .

Конечной целью работы алгоритма коррекции ошибок является достижение минимального значения целевой функции (2.8) [12]

$$\frac{1}{2} e_k^2(n) \rightarrow \min. \quad (2.8)$$

Минимизация целевой функции осуществляется посредством изменения значений весов нейрона k . Алгоритм коррекции ошибок используется в процессе так называемого обучения «с учителем»;

2) алгоритм обучения, основанный на запоминании. В рамках этого алгоритма весь предыдущий объём работы, проделанный моделью («опыт»), хранится в памяти в виде правильно классифицированных пар входных и выходных значений T (2.9) [12]

$$T = \{(x_i, d_i)\}_{i=1}^N, \quad (2.9)$$

где x_i – входное значение;

d_i – желаемое выходное значение;

N – количество правильно классифицированных пар значений (x_i, d_i) .

Двумя неотъемлемыми составляющими алгоритма обучения, основанного на запоминании, являются:

- критерий, используемый для определения окрестности тестового вектора x_{test} ;
- правило обучения, применяемое для обработки тренировочных примеров из окрестности тестового вектора x_{test} .

Алгоритм обучения, основанный на запоминании, используется в процессе так называемого обучения «без учителя»;

3) алгоритм Хебба. Этот алгоритм сформулирован следующим образом: «Когда аксон клетки А находится достаточно близко к клетке В, чтобы привести её в активное состояние и постоянно или периодически обеспечивать нахождение клетки В в подобном состоянии, в одной или в обеих клетках начинают развиваться процессы метаболических изменений, в рамках которых эффективность работы клетки А возрастает» [22]. Это определение было переформулировано в виде правила, состоящего из двух частей [74; 132].

- если 2 нейрона на обеих сторонах синапса активируются синхронно, то сила такого синапса возрастает;
- если 2 нейрона на обеих сторонах синапса активируются асинхронно, то сила такого синапса уменьшается, либо такой синапс устраняется.

Для решения задач, поставленных в начале работы, и, как следствие, достижения заявленной цели исследования, необходимо проанализировать существующие на данный момент типы моделей нейронных сетей, применяемых для прогнозирования временных рядов.

Одной из первых разновидностей нейронной сети стал однослойный перцептрон Розенблатта, описанный в [122]. В дальнейшем однослойный перцептрон был трансформирован Розенблаттом в многослойный перцептрон. Он состоит из входного, промежуточного и выходного слоёв, при этом промежуточных слоёв может быть несколько, а в каждом слое может быть более одного нейрона. Несмотря на простоту структуры, многослойному перцептрону присущи два недостатка. Во-первых, такая нейронная сеть обладает низкой конвергенцией (сходимостью), а, во-вторых, алгоритм градиентного спуска, заложенный в эту модель сети, при минимизации функции зачастую останавливается в точке локального минимума, а не глобального [73]. При этом для нейронной сети не существует формального метода выведения конфигурации для конкретной задачи классификации [134]. Добавление дополнительных слоёв в сеть и увеличение числа нейронов в слоях ведет к росту вычислительной сложности сети и увеличивает время её работы. К тому же, такая сеть более склонна к переобучению, что, в конечном счёте, может привести к ухудшению результатов её работы.

Для преодоления недостатков, присущих многослойному перцептрону, исследователи стали разрабатывать модели нейронных сетей с принципиально иной архитектурой. Этот процесс продолжается по сей день. Численность уже разработанных моделей достаточно велика. Например, нейронные сети на основе радиальных базисных функций применяются для прогнозирования финансовых временных рядов [111]. Для решения этой задачи также используются двулинейные нейронные сети [137]. Широкое распространение также получили нейронные сети, включающие в себя стохастические элементы, соответствующие принципам формирования доходности на фондовом рынке.

Инструментарий так называемого «глубокого обучения» становится всё более распространённым при решении задач прогнозирования динамики финансовых рынков. Глубокое обучение представляет собой область машинного обучения, в которой поставленные задачи решаются с

использованием сетей сложной архитектуры, сочетающих в себе большое количество параметров. Одной из таких моделей является рекуррентная нейронная сеть глубокого обучения. Она сочетает в себе элементы глубокого обучения для изучения наиболее значимых признаков (feature learning) и рекуррентную нейронную сеть для обучения на доступных данных. В ряде работ на данную тему система глубокого обучения реализуется в рамках нейронной сети глубокого обучения. Применительно к торговле на фондовых рынках модели глубокого обучения зачастую используются для прогнозирования будущей динамики объекта торговли. Достоверные прогнозы будущей цены объекта торговли позволяют трейдерам принимать торговые решения, приносящие неотрицательную доходность.

Ещё одним типом нейронной сети является нейронная сеть долгой краткосрочной памяти (long short-term memory network, LSTM), впервые описанная в статье [92]. Как и сеть – многослойный перцептрон, нейронная сеть долгой краткосрочной памяти является рекуррентной нейронной сетью, обучающейся на основе принципа обратного распространения ошибки. Особенность архитектуры LSTM-сети состоит в том, что в ней вместо нейронов присутствуют так называемые «клетки памяти». Эти клетки состоят из трех частей: входа, выхода и самой зоны памяти. Зоны входа и выхода по сути выполняют функции аксона и дендрита обычного нейрона, в то время как зона памяти отвечает за обучение и запоминание нужной информации из данных, подаваемых на зону входа. Тем самым происходит «фильтрация» входных данных, что позволяет оставить только наиболее релевантную и необходимую для моделирования информацию. При этом сети с данной архитектурой присущ следующий недостаток: введение в неё излишне большого количества дополнительных элементов может сделать её сложной для понимания и привести к росту вычислительных затрат сети.

В некоторых работах используется комбинация искусственной нейронной сети и иных инструментальных средств, относящихся к средствам искусственного интеллекта, как, например, средство оптимизации методом

роя частиц [128]. По мнению авторов, использование такой комбинации позволяет лучше всего проанализировать нестационарные данные дневного таймфрейма, а также менее крупных таймфреймов. Ещё одним интересным вариантом инструментария искусственного интеллекта для изучения динамики финансовых временных рядов стала модель, в основу которой заложен метод опорных векторов [98]. В качестве иных примеров можно привести так называемую нейрогенетическую сеть [105] или нейронную сеть нечёткого вывода, представляющую собой сеть, функционирующую на основе правил нечёткой логики [121]. Такая модель сочетает в себе многослойную нейронную сеть для обучения на входных данных и модель нечёткой логики для формализации правил обработки входных данных. Это является достаточно эффективным решением при работе с нестационарными и «зашумленными» данными, к которым можно отнести финансовые временные ряды различной периодичности. Преимуществами нейрогенетической сети, по мнению применявших её исследователей, являются большие способности к адаптации и обучению. Принципы нечёткого вывода, заложенные в нейронную сеть, позволяют обработать поступающую с фондового рынка информацию, при анализе которой нельзя с уверенностью сказать, какое влияние она окажет на движение котировок. При этом у многих подобных моделей, описанных в финансовой литературе, есть следующий недостаток: по-прежнему не решена задача поиска компромисса между точностью модели и её интерпретируемостью.

Подводя итог под классификацией моделей нейронных сетей, нужно отметить, что не существует жёсткой привязки между задачей и типом сети, используемой для её решения. Зачастую нейронные сети нескольких типов могут быть использованы для решения одной и той же задачи. Даже сети одного типа, настроенные и обученные с целью выполнения специфического задания, могут существенно отличаться друг от друга по параметрам (например, количеству слоёв или количеству нейронов в каждом слое).

Несмотря на обширное использование моделей искусственного интеллекта для решения задач анализа и прогнозирования высокочастотных финансовых данных, стандартные модели временных рядов и их модификации по-прежнему входят в состав инструментария аналитиков. Например, в работе [142] для изучения одноминутных, пятиминутных, тридцатиминутных, часовых и дневных логдоходностей фондового индекса «S&P 500» применяется связка моделей среднего и волатильности временного ряда $ARMA(p;q)$ - $GARCH(p;q)$, а также её модификации: $ARIMA(p;d;q)$ - $IGARCH(p;d;q)$ и $FARIMA(p;d;q)$ - $FIGARCH(p;d;q)$. Однако, как замечают авторы, $GARCH$ -модель даёт слишком большие значения в периоды волатильности. Как следствие, наряду с моделями из группы $ARMA$ - $GARCH$ они применили модель скрытой марковской цепи с авторегрессионным шумом для преодоления указанного недостатка. Совместное применение $GARCH$ -модели и цепи Маркова также нашло отражение в работе [87]: авторы использовали $GARCH$ -модель и цепь Маркова с переключением режима для моделирования тренда по часовым ценам индексов «S&P 500» и «NASDAQ Composite» (сокращенно «NASDAQ»). Итоговая модель носит название $MRS-LMGARCH(p;d;q)$ и является комбинацией цепи Маркова с переключением режима и $GARCH$ -модели с длинной памятью. Преимущество моделей группы $ARCH$ ($GARCH$) над другими состоит в относительной простоте интерпретации и скорости оценки параметров, однако к числу их основных недостатков можно отнести неспособность воспроизводить данные, имеющие высокие порядки авторегрессии.

Вследствие резкого падения котировок по индексу «Dow-Jones» из-за ошибки в работе торгового робота (более известного как «Flash crash») в 2010 г., академический интерес к изучению моделей высокочастотных данных снова стал возрастать. В качестве одной из первых работ в данном периоде, посвящённых моделированию высокочастотных котировок фондовых индексов с помощью нейронных сетей, можно отметить исследователя Реборедо [119], который использовал данный инструментарий для

прогнозирования изменений значения фондового индекса «S&P 500». С течением времени одной из наиболее перспективных архитектур нейронных сетей для работы с высокочастотными данными стала LSTM-сеть. Данной архитектуре нейронных сетей не присуща такая проблема, как затухающие градиенты, которую можно выявить у других архитектур нейронных сетей, например, у многослойного перцептрона. Для решения проблемы «взрывных» градиентов в нейронных сетях может быть использовано «минимаксное» преобразование входных данных и переход к преобразованным данным \hat{x} согласно формуле (2.10)

$$\hat{x} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}. \quad (2.10)$$

В качестве ключевого недостатка моделей искусственного интеллекта, описанных в современных литературных источниках, можно выделить то, что понимание сущности этих моделей по-прежнему затруднено. Многие из моделей искусственного интеллекта представляют собой так называемый «чёрный ящик», в котором известны только входные и выходные данные. Механизм работы модели, изменения её параметров и последовательная обработка входных данных (содержание «чёрного ящика») часто остаются вне сферы, которую может регулировать исследователь. Соответственно, доподлинно объяснить всё, что происходит внутри «чёрного ящика», не представляется возможным.

Таким образом, в данном параграфе был рассмотрен первый этап реализации метода повышения доходности торговли активами на фондовых рынках. Содержание следующих этапов, из которых состоит метод, будет изложено далее в главах 2 и 3.

2.3 Роль искусственного интеллекта в изучении фондового рынка

Перед тем как рассмотреть направления и преимущества использования технологий искусственного интеллекта при осуществлении деятельности на

фондовом рынке и обосновать значимость созданной модели искусственного интеллекта для описания динамики данных с фондового рынка, необходимо обратиться к самому понятию интеллекта. Известный психолог Ж. Пиаже определил интеллект как «адаптацию, обеспечивающую устойчивое и вместе с тем подвижное равновесие между универсумом и мышлением» [8]. Пиаже отмечал значимость интеллекта как важного связующего звена в совокупности адаптивных процессов. Известный отечественный исследователь вопросов интеллекта Д. Ушаков рассматривает интеллект как «результат филогенетического и онтогенетического созревания» [11]. Он относит это определение к феномену «естественного» интеллекта. Следствием из приведённых определений является то, что развитие интеллекта происходит постепенно, при этом оно протекает как индивидуально, так и под воздействием общества. Ушаков также отмечает, что интеллект представляет собой способность решать поставленные задачи. Важно понимать, что задачи могут быть поставлены как самим индивидом, так и сторонним лицом.

Актуальное и развёрнутое определение термина «искусственный интеллект» можно взять из национальной стратегии развития искусственного интеллекта на период до 2030 г. Согласно этому документу, под искусственным интеллектом понимается «комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые, как минимум, с результатами интеллектуальной деятельности человека» [36]. Ключевым условием, позволяющим отнести искусственную систему к числу интеллектуальных, является её способность изменять свои действия посредством познания. Если система создаётся для решения определенной задачи и работает согласно одному и тому же алгоритму, то такая система не обладает интеллектом. Характерным примером может служить экономическая модель, которая обрабатывает входные данные в соответствии с predetermined неизменной логикой, заложенной в неё. Такую модель можно назвать

элементом интеллекта, но нельзя рассматривать её как самостоятельную систему искусственного интеллекта. Только система, которая способна изменить алгоритм работы с учётом сформировавшихся условий (особенностей входных данных, накладываемых ограничений и так далее) может быть отнесена к числу интеллектуальных. При этом механизмы работы интеллектуальных систем могут различаться. Система может «научиться» принимать решения по итогам обучения на большом массиве тренировочных и результативных данных. При предъявлении системе новых данных она обрабатывает их, представляя, какой результат должен быть получен. Наряду с этим существует вариант, при котором системе предъявляется информация, сгруппированная по некоторым признакам («библиотека априорных знаний»). После ознакомления с библиотекой априорных знаний система распознаёт признаки, лежащие в основе группировки, и определяет логику группировки. При подаче входной информации система обрабатывает её в соответствии с теми признаками, которые она выявила при работе с библиотекой априорных знаний.

С учётом введения термина «библиотека априорных знаний» необходимо определить связь между понятиями «интеллект», «знание» и «познание». Знание представляет собой «результаты познания, научные сведения; совокупность сведений в какой-нибудь области» [7]. Под познанием понимается «приобретение знания, постижение закономерностей объективного мира; совокупность знаний в какой-нибудь области» [7]. Взаимосвязь этих трёх понятий выражается в следующем: по мнению автора, интеллект является необходимым условием для познания. Знание, в свою очередь, является признаком и необходимым условием существования интеллекта. В дальнейшем теоретические аспекты интеллекта будут рассмотрены в связке с накоплением знания и осуществлением процесса познания.

Искусственные системы, обладающие признаками интеллекта, активно внедряются в процесс функционирования фондового рынка. Они не только

широко используются специалистами-практиками, но и достаточно подробно исследованы в академической литературе [35; 105]. Применение технологий искусственного интеллекта на фондовом рынке осуществляется по ряду направлений. Ознакомимся с их сущностью и особенностями далее.

На большинстве развитых фондовых бирж более половины от общего объёма торгов приходится на высокочастотные сделки. Такие сделки осуществляются с использованием торговых роботов. Стратегия, положенная в основу функционирования программы-робота, может включать в себя алгоритм прогнозирования будущей цены или доходности финансового инструмента, являющегося объектом торговли. Средством, отвечающим за практическую реализацию алгоритма, является одна из технологий искусственного интеллекта, как, например, нейронная сеть. Преимущества использования технологии нейронных сетей заключаются в следующем:

1) обучаемость. Нейронная сеть многократно обрабатывает массивы входных данных и подстраивается под них. Тем самым повышается вероятность достижения экстремума по критерию, оценивающему качество работы сети (например, минимизация ошибки сети);

2) отсутствие ограничений на параметры. Это позволяет не вводить лишних допущений на этапе идентификации модели и повышает качество оценки реальных данных при её использовании;

3) распределённость. В биологической нейронной сети головного мозга человека отказ в работе одного или нескольких нейронов не приведёт к снижению общей работоспособности мозга. Нарушение функционирования всей сети не происходит благодаря распределению функций и информации по различным слоям, в каждом из которых содержится множество нейронов. Аналогичным защитным свойством обладают и искусственные нейронные сети. Если какие-то нейроны в сети выйдут из строя, то качество результатов, получаемых при решении сетью поставленных задач, не изменится;

4) наличие способности адекватно моделировать нестандартные ситуации. Нейронная сеть обладает способностью реагировать на обратную

связь и изменять в ответ свои характеристики (в частности, веса между слоями сети). Благодаря такой способности она может точнее отражать динамику развития нестандартных ситуаций, чем классические эконометрические техники;

5) наличие памяти. Сеть обрабатывает входные данные, запоминает и группирует их в соответствии с выявленными признаками. Если хорошо обученной сети будут предъявлены новые данные, то она с высокой вероятностью сможет правильно их обработать, так как ранее она уже сталкивалась со схожими данными, знает их характеристики и, обращаясь к своей памяти, выбирает необходимый способ их обработки.

Благодаря возрастающей скорости работы и производительности компьютеров, нейросети способны проводить более адекватную оценку рисков и обрабатывать колоссальные массивы данных для прогнозирования будущей ситуации на рынке и поиска инвестиционных решений. Роль оператора (трейдера) сводится к определению входных параметров для работы алгоритма, таких как сигнал к принятию решения (например, индикатор), временной интервал для торговли, точки входа и выхода из рынка, размер позиции и тестированию работы алгоритма на ретроспективных данных (бэктестинг) с внесением необходимых корректировок по результатам тестирования. Благодаря указанным преимуществам нейронных сетей над моделями других групп, а также совершенствованию вычислительной техники, на которой происходит реализация моделей нейронных сетей, они могут быть достаточно успешно использованы для решения проблем, идентичных цели текущего исследования.

Ещё одной важной отличительной чертой таких технологий искусственного интеллекта, как нейросети, является способность решения слабоструктурированных задач, при решении которых нельзя сформировать чёткий алгоритм действий. Особенностью слабоструктурированных задач является превалирование качественных характеристик над количественными параметрами, что отражено в работе [52]. К таким задачам можно отнести

прогнозирование направления движения стоимости финансового инструмента на основе анализа новостей. Сегодня такие программы начинают всё чаще использоваться (преимущественно отдельными трейдерами) в рамках фундаментального анализа. Ряд компаний, предоставляющих услуги финансового консалтинга, разрабатывает и предлагает своим клиентам услуги роботизированных помощников в области инвестирования на фондовом рынке: к таким компаниям можно отнести, например, «Финам»¹⁾ и «Альфа-Банк»²⁾. На основе инвестиционных целей, задаваемых пользователем, программа формирует инвестиционную стратегию с соответствующим временным горизонтом и выбирает подходящие финансовые инструменты в качестве объекта инвестирования.

Помимо фундаментального анализа инструментарий на основе искусственного интеллекта используется и в рамках технического анализа. Он применяется для распознавания графических фигур, образующихся в процессе движения цены актива [53]. Одной из наиболее распространённых технологий искусственного интеллекта, применяемых для решения подобных задач, являются нейронные сети. Решение задачи зависит от того, какие типовые паттерны используются для обучения сети. Эти паттерны можно разделить на две большие группы: фигуры продолжения и фигуры разворота. Перспективным инструментарием для решения задач такого типа могут стать нейросети с одним промежуточным слоем и выходным слоем, количество нейронов в котором зависит от числа паттернов для обучения сети.

Другим направлением использования технологий искусственного интеллекта в техническом анализе фондового рынка является прогнозирование движения цен в периоды финансовых «аномалий», таких как, например, «январский эффект» или «эффект дня недели». Однако в связи

¹⁾ Торговые роботы АО «Финам» : [сайт]. – URL: <http://finam.ru/services/TradingSignals/> (дата обращения: 14.07.2020). – Текст : электронный.

²⁾ Торговые роботы АО «Альфа-Банк» : [сайт]. – URL: <http://alfabank.ru/make-money/investments/torgovyie-roboty/> (дата обращения: 26.07.2020). – Текст : электронный.

со спецификой этих аномалий и их периодичностью [57] сделанные прогнозы отличаются невысокой точностью.

Среди иных направлений использования технологий искусственного интеллекта на фондовом рынке можно выделить:

- 1) управление фондами без вмешательства человека;
- 2) прогнозирование кризисов на рынке;
- 3) составление рейтинга аналитиков и обработка их прогнозов для выбора наиболее подходящей инвестиционной стратегии;
- 4) идентификацию ситуаций манипулирования рынком.

Несмотря на достаточно широкий масштаб задач на фондовом рынке, для решения которых применяются технологии искусственного интеллекта, их распространение в данной области сопряжено с рядом трудностей и проблем. Например, использование подобных технологий требует существенных затрат на человеческий капитал, то есть разработчиков соответствующего инструментария, а также на создание высокотехнологичной инфраструктуры, её сопровождение и поддержку. Важную роль в применении инструментов искусственного интеллекта играет так называемое «конструирование признаков», заключающееся в выделении наиболее значимых показателей (критериев) для работы модели. Этот этап создания моделей искусственного интеллекта сочетает в себе как применение научного подхода и математических методов, так и некое искусство, навыки, которыми обладает исследователь. Данный процесс трудно поддаётся формализации, так как требует знаний, опыта и воображения субъекта, занимающегося конструированием. Распространение инструментария искусственного интеллекта на фондовом рынке сдерживает и то, что многие участники рынка для принятия решений используют традиционные методы анализа, эффективность которых подтверждается на протяжении десятилетий.

В дополнение к проблемам, связанным с применением искусственного интеллекта на фондовом рынке, можно выделить вытеснение искусственным интеллектом человека из практической деятельности, вследствие чего

происходит снижение числа рабочих мест и их автоматизация. Важно также отметить, что при расширении масштабов использования той или иной технологии принятия решений в торговле доходность, получаемая субъектом торговли, будет снижаться. Применительно к технологиям искусственного интеллекта это означает, что чем больше участников будет использовать относительно схожие инструменты (по типу, архитектуре, характеристикам), тем ниже будет средняя доходность участника. Подтверждение этому было представлено учёными в статье [104], которые проводили исследование компьютерных программ, используемых для принятия инвестиционных решений. В основу программ заложены принципы искусственного интеллекта. Объектом исследования стали акции, входящие в состав индекса «S&P 500». Подводя итоги исследования, проводившегося на данных за период с 1992 г. по 2015 г., учёные отметили, что доходность торговых стратегий, которые реализовывались с использованием компьютерных программ, стала быстро снижаться в конце периода исследования. В качестве объяснения выявленной тенденции они указали на снижение числа торговых возможностей, позволявших выгодно использовать состояния рыночной неэффективности. Уменьшение частоты появления периодов неэффективности рынка было вызвано ростом числа торговых алгоритмов, которые были созданы с целью выявления таких периодов и осуществления торговых сделок в это время. Вследствие снижения средней доходности торговли возникает необходимость в усложнении используемой технологии, дополнении её новыми алгоритмами, либо разработка качественно новой технологии. Помимо прочего, нельзя исключать и проблему «предвзятости» анализа данных с использованием технологий искусственного интеллекта – искажение в восприятии данных системой, непредумышленно заложенное в неё разработчиком. Эта проблема детально описана в [2]. Следствием указанных проблем является замедление распространения и снижение эффективности применения инструментария искусственного интеллекта на фондовых рынках.

В рамках раскрытия содержания второго этапа метода, предложенного в предыдущем параграфе, отметим, что значимость данной работы в контексте роли искусственного интеллекта на современном фондовом рынке состоит в разработке нейронной сети долгой краткосрочной памяти для моделирования финансовых данных в виде одномоментных логарифмических доходностей фондовых индексов. По мнению автора, в работах российских исследователей данная тематика представлена недостаточно подробно. По сравнению с российской наукой, в иностранной академической науке большее число работ посвящено данной тематике, однако объектом подавляющего большинства из них являются акции отдельных компаний [114; 141]. При этом практическая реализация программ-торговых советников, применяемых в торговле фондовыми индексами, имеет под собой недостаточно обширную теоретическую базу. Для расширения теоретических знаний в данной области в третьей главе диссертации описывается подход к созданию программы-торгового советника, а также приводится практический пример реализации такой программы. Результаты работы автора направлены на то, чтобы подчеркнуть его вклад в разработку и углубление роли инструментов искусственного интеллекта, используемых при торговле на фондовом рынке.

2.4 Разработка модели исследования высокочастотных финансовых временных рядов

Учитывая недостатки существующих моделей, используемых для изучения высокочастотных данных с фондового рынка, перспективным направлением деятельности является подготовка улучшенной модели для прогнозирования на основе эмпирических данных. Предполагается, что результаты прогнозирования, полученные с использованием созданной модели, будут по крайней мере не хуже, чем у существующих моделей. Выбор фондового рынка в качестве объекта исследования объясняется тем, что этот рынок является наиболее ликвидным сегментом национального финансового

рынка. К тому же, по сравнению с другими сегментами финансового рынка, фондовый рынок является наиболее «контрастным» рынком, то есть доля шумовой компоненты на нём больше, чем на других рынках. При выборе спецификации модели, которая позволяет учесть наличие шумовой компоненты или отфильтровать её, можно достичь достаточно точных результатов моделирования и прогнозирования на основе фактических рыночных данных. Модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти соответствует подобным требованиям к спецификации.

Предполагается, что созданная модель нейронной сети будет учитывать особенности индексов национальных фондовых бирж. В начале процесса подготовки модели нейронной сети нельзя однозначно сказать, будет ли это единая модель для всех фондовых индексов, или для каждого индекса будет разработана отдельная модель с учётом особенностей индекса. При этом, по мнению автора, было бы крайне нереалистично заявлять о возможности создать модель, которая могла одинаково точно прогнозировать динамику большинства фондовых индексов и которая давала бы достаточно точные результаты как в периоды спада, так и в периоды роста на фондовом рынке. Поэтому было принято решение составить выборку из нескольких фондовых индексов развитых и развивающихся рынков, отобранных по критериям из главы 1. Сформированная выборка является репрезентативной и может быть использована в качестве предметной базы исследования.

Интервал времени, за который берутся данные для обучения сети, может представлять собой различные периоды состояния рынка. Это может быть как кризисный период, в течение которого происходило преимущественно снижение котировок индекса, так и период роста или относительной стабильности, в течение которого доходность была преимущественно неотрицательной. Выбор интервала времени, в котором наблюдались разнонаправленные тенденции изменения состояния рынка, является предпочтительным.

Предполагается, что созданная модель нейронной сети станет частью системы поддержки принятия решений при осуществлении высокочастотной торговли на фондовом рынке. Значимость разработанной модели будет состоять в том, чтобы предоставить дополнительную информацию трейдеру для принятия им торгового решения. Подобная необходимость обусловлена увеличением скорости поступления и обмена информацией на финансовых рынках и, как следствие, уменьшением длительности периодов рыночной неэффективности. Для того чтобы результативно использовать это время в процессе осуществления торговли, нужно реализовать имеющуюся торговую возможность, пока она не исчезнет. Это требует уменьшения времени, затрачиваемого на принятие решения, и увеличения объема информации, необходимой трейдеру. В конечном счёте реализация торговой возможности должна привести к получению неотрицательной доходности. Подобный результат будет свидетельствовать о конкурентоспособности созданной системы.

В качестве архитектуры нейронной сети для моделирования высокочастотных доходностей выбрана архитектура, обеспечивающая долгую краткосрочную память в модели сети. По сравнению с другими архитектурами нейронных сетей данная архитектура имеет следующие преимущества [92]:

- 1) способность обрабатывать значения с большими лагами благодаря непрерывному обратному распространению ошибки по ячейкам памяти в сети;
- 2) способность достаточно точно обрабатывать непрерывные, «зашумленные» данные;
- 3) способность к обобщению вне зависимости от порядка и расположения входных значений сети;
- 4) отсутствие необходимости «тонкой настройки» параметров сети.

Использование LSTM-архитектуры также помогает снизить вероятность возникновения проблемы «взрывных» градиентов. Математически архитектуру нейронной сети долгой краткосрочной памяти можно представить в виде системы векторных уравнений (2.11)

$$\begin{aligned}
 f_t &= \sigma_g(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f), \\
 i_t &= \sigma_g(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i), \\
 o_t &= \sigma_g(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o), \\
 c_t &= f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \sigma_c(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c), \\
 h_t &= o_t \cdot \sigma_h(c_t).
 \end{aligned}
 \tag{2.11}$$

где f_t – вектор вентиля «забывания» старой информации;

σ_g – сигмоидальная функция активации;

W, U – матрицы параметров модели;

b – вектор свободных членов модели;

x_t – входной вектор;

h_t – выходной вектор;

i_t – вектор «входного» вентиля;

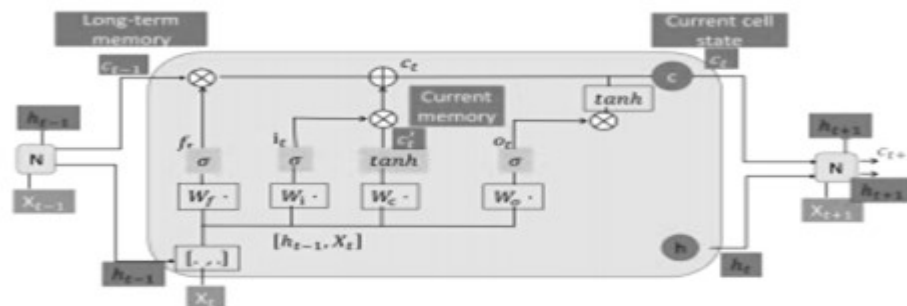
o_t – вектор «выходного» вентиля;

σ_h, σ_c – функция активации на основе гиперболического тангенса;

c_t – вектор состояний;

\cdot – произведение Адамара.

Архитектуру LSTM-сети можно рассматривать как совокупность состояний и элементов. Вариант её графического отображения представлен на рисунке 12.



w_i – весовые коэффициенты;

x_t – входная информация в момент времени t ;

x_{t-1} – входная информация в момент времени $(t-1)$;

x_{t+1} – входная информация в момент времени $(t+1)$;

h_t – выходная информация в момент времени t ;

h_{t-1} – выходная информация в момент времени $(t-1)$;

h_{t+1} – выходная информация в момент времени $(t+1)$;

c_t – состояние в момент времени t ;

c_{t-1} – состояние в момент времени $(t-1)$;

c_{t+1} – состояние в момент времени $(t+1)$;

N – нейрон;

σ, \tanh – функции активации: сигмоида и гиперболический тангенс.

Источник: [138].

Рисунок 12 - Пример архитектуры нейронной сети долгой краткосрочной памяти

Наличие в LSTM-сети «зон памяти» позволяет относительно успешно решать задачи определения краткосрочных и долгосрочных тенденций, присутствующих во входных данных. Процесс обучения LSTM-сети схож с аналогичным процессом для сети-многослойного перцептрона: входным данным ставится в соответствие матрица весов, значения элементов которой «подвергаются корректировке вследствие применения механизма обратного распространения ошибки» [50]. Процесс обучения завершается при достижении ошибкой заранее определённого порогового значения.

Показатели описательной статистики, дающие представление об обучающих выборках по всем 12 индексам, используемым в работе, приведены в таблице 5.

Таблица 5 - Основные показатели описательной статистики по обучающим выборкам исследуемых данных

| Индекс | Объём выборки | Число нулевых значений | Минимум | Максимум | Размах | Среднее | Стандартная ошибка для среднего | 95%-й интервал для среднего | Дисперсия | Стандартное отклонение | Коэффициент вариации |
|------------------|---------------|------------------------|-------------|-------------|-------------|---------------|---------------------------------|-----------------------------|---------------|------------------------|----------------------|
| S&P 500 | 12993 | 481 | -0,01058 | 0,0071024 | 0,017682 | 0,000003452 | 0,000002187 | 0,000004287 | 0,00000006216 | 0,0002493 | 72,228469 |
| NASDAQ Composite | 21898 | 902 | -0,00851311 | 0,02395354 | 0,03246665 | -0,0000039058 | 0,0000023525 | 0,0000046111 | 0,0000012119 | 0,00034812 | 89,1291942 |
| NIKKEI 225 | 17023 | 136 | -0,01534644 | 0,016231116 | 0,031577556 | 0,0000008032 | 0,00000336268 | 0,0000065912 | 0,0000019249 | 0,000438737 | 546,2370501 |
| DAX | 29515 | 848 | -0,012655 | 0,0145522 | 0,027207 | 0,00000042 | 0,000002003 | 0,000003926 | 0,000001184 | 0,0003441 | 819,38188 |
| S&P TSX | 23912 | 1228 | -0,00598 | 0,010904 | 0,01688 | -0,0000023 | 0,00000119 | 0,00000233 | 0,0000000338 | 0,000184 | 78,95674 |
| Hangseng | 20048 | 1010 | -0,0183665 | 0,03048491 | 0,04885141 | 0,0000022351 | 0,0000037333 | 0,0000073177 | 0,00000027943 | 0,00052861 | 236,507995 |
| SSE | 16190 | 649 | -0,02358 | 0,007478 | 0,031058 | -0,000000081 | 0,00000308 | 0,00000603 | 0,000000153 | 0,000392 | 483,1564 |
| S&P BSE allcap | 25778 | 3179 | -0,0086 | 0,0063 | 0,0149 | -0,00000005 | 0,000002 | 0,000003 | 0,00000007 | 0,0003 | 560,62 |
| BSE SENSEX | 28101 | 5674 | -0,00978 | 0,007355 | 0,017135 | -0,000000013 | 0,00000176 | 0,00000344 | 0,0000000866 | 0,000294 | 2227,396 |
| Bovespa | 28890 | 1080 | -0,00413 | 0,013148 | 0,017278 | -0,0000015 | 0,00000215 | 0,00000421 | 0,000000134 | 0,000365 | 247,7731 |
| South Africa 40 | 30855 | 109 | -0,0276592 | 0,0168101 | 0,0444693 | -0,0000004547 | 0,000002416 | 0,000004736 | 0,0000001802 | 0,0004245 | 933,40817 |
| VNINDEX | 15238 | 1894 | -0,00684495 | 0,015644299 | 0,022489249 | 0,0000041998 | 0,0000029929 | 0,0000058664 | 0,00000013649 | 0,000369451 | 87,96863046 |

Источник: составлено автором.

Из всех показателей, приведённых в таблице 5, стоит выделить коэффициент вариации, представляющий собой отношение стандартного отклонения к среднему значению выборки. Принято считать, что для относительно стабильных данных значение этого коэффициента не должно превышать 50. Значение данного коэффициента по всем выборкам существенно превышает указанный порог: от 72,23 у «S&P 500» до 2227,4 у «BSE SENSEX». Превышение порогового значения и большой разброс значений самих коэффициентов вариации свидетельствует о сильной изменчивости данных с течением времени. Подобная ситуация, с одной стороны, свидетельствует о возможности создания моделей прогнозирования данных, а с другой стороны усложняет процесс моделирования, ведет к снижению точности смоделированных значений при их сравнении с фактическими данными.

Для повышения эффективности применения инструментов прогнозирования высокочастотных финансовых временных рядов доходностей автором разработан метод использования модели нейронной сети долгой краткосрочной памяти. Предложенный метод может быть реализован на практике путём последовательного выполнения действий из инструкции. Эти же действия представляют собой функции, которые должны быть выполнены по завершении реализации метода. Инструкция по созданию нейронной сети для анализа высокочастотных данных включает ряд этапов:

- 1) выбор параметров нейронной сети: числа блоков и вентиляей, функции активации и скорости её обучения, скорости «затухания» обучения, функции потерь;
- 2) определение горизонта прогнозирования (при решении задачи регрессии) или выбор классов для сравнения с результатами моделирования (при решении задачи классификации);
- 3) обработка и разбиение данных, представляющих собой «входную» информацию для нейронной сети, на подвыборки: обучающую, тестовую и валидационную;

- 4) получение первоначальных оценок параметров нейронной сети на обучающей выборке;
- 5) корректирование оценок параметров нейронной сети, полученных на этапе 4. Процесс корректировки проводится до достижения заранее заданного порогового значения функции потерь. Как следствие, по завершении данного процесса оценки параметров являются более точными;
- 6) оценка эффективности моделирования нейронной сетью данных из контрольной (тестовой) выборки, которые не использовались в рамках обучения, с использованием выбранного индикатора (индикаторов);
- 7) получение прогнозов значений (классов) данных с помощью обученной модели нейронной сети и сравнение полученных значений (классов) со значениями из валидационной выборки. Результаты проведённого сравнения свидетельствуют о точности моделирования нейронной сетью новых данных и позволяют сделать вывод о возможности её практического применения;
- 8) переобучение (повторное обучение) модели нейронной сети по истечении некоторого периода времени.

Далее представлен пример использования изложенной инструкции. Одновременно описание примера будет представлять собой переход к паспорту модели нейронной сети.

Целью моделирования является получение прогнозов знаков будущих величин доходности. Перед началом процесса обучения нейронной сети временной ряд доходностей каждого фондового индекса, участвующего в исследовании, был разбит на обучающую, контрольную (тестовую) и валидационную выборки в соотношении 4:1:1. Длина обучающей выборки варьируется от 12993 (у индекса «S&P 500») до 30855 значений (у индекса «South Africa 40»). Она зависит от отражения периода работы каждой фондовой биржи в информационной системе «Bloomberg», которая выступает источником данных для работы нейронной сети и системы поддержки принятия решений. Данные для обучающей и контрольной выборки взяты за

октябрь-декабрь 2019 г., а данные для валидационной выборки – за декабрь 2019 г. При этом необходимо отметить, что данные из выборок не пересекаются.

Содержание методики обработки данных для нейронной сети заключается в следующем: применение инструментария экономико-математического моделирования для исследования данных предполагает соответствие данных требованию стационарности. Поэтому суть предварительной обработки данных состоит в приведении данных к стационарному виду посредством трансформации Бокса-Кокса. Частным случаем трансформации Бокса-Кокса является логарифмирование данных. Этот способ является одним из наиболее распространённых и обоснованных способов преобразования данных с финансовых рынков для их дальнейшего моделирования. Указанная трансформация позволяет снизить влияние трендовой и сезонной компоненты в данных. Наличие в данных этих компонент может привести к снижению точности результатов моделирования. Обучение и тестирование качества работы сети будет производиться на преобразованных данных. Значения будущих доходностей при необходимости могут быть трансформированы в цены. В таком случае прогнозные данные по ценам, полученные из прогнозных значений доходности, будут содержать в себе стандартные составляющие временного ряда.

Авторская новизна заключается в конфигурации нейронной сети долгой краткосрочной памяти. Её структуру можно представить так:

- число блоков – 20;
- алгоритм оптимизации градиентного спуска – «Adam»;
- функция активации – гиперболический тангенс;
- параметр скорости обучения – $[0,2; 0,3]$;
- квадратическая функция потерь.

Отдельно необходимо рассмотреть такой этап настройки нейронной сети как выбор алгоритма оптимизации градиентного спуска. Он используется

для обновления связей между элементами нейронной сети при её обучении. Наиболее распространёнными алгоритмами оптимизации являются алгоритмы «Adamax», «Adam», «Adadelata», «Adagrad», «SGD», «RMSProp». В предложенной автором конфигурации параметров LSTM-сети выбран алгоритм оптимизации «Adam». Выбор произведён на основе сравнения результатов работы сети с указанным алгоритмом с результатами работы сети с другими алгоритмами, то есть вызван эмпирическими результатами. Алгоритм «Adam» сочетает в себе как накопление движения, так и более медленное обновление весов для типовых признаков.

С учетом вентилей, находящихся внутри блоков, общее число параметров сети не превышает 100. Параметры нейросети и их численность определены автором эмпирически после сравнения результатов, полученных при различных комбинациях параметров модели. Настройка параметров сети происходила на обучающей выборке, тестирование настроенных параметров – на контрольной, а проверка качества работы – на валидационной. Стоит также отметить ряд иных допущений (предпосылок), принятых перед началом процесса обучения нейронной сети:

- 1) обучение нейронной сети производится только на временном ряде одноминутных логарифмических доходностей соответствующего фондового индекса. Другие показатели динамики индекса (такие как объём торгов, спред) не используются в процессе обучения;
- 2) логарифмические доходности фондовых индексов считаются по ценам закрытия;
- 3) направление движения цены после открытия торгов не учитывается;
- 4) стек торговых заявок и показатели инструментов, связанных с индексами (такие как акции компаний, включённых в индекс, или производные финансовые инструменты), не учитываются в процессе обучения нейронной сети, так как эмпирически не установлено влияние этих факторов на точность моделирования и прогнозирования.

Для раскрытия пункта 8 инструкции автором предложена методика переобучения (повторного обучения) созданной модели нейронной сети. С течением времени и с появлением новых данных по ценам фондовых индексов точность их моделирования нейронной сетью будет неуклонно снижаться. Ввиду ухудшения результатов возникнет потребность в повторном обучении нейронной сети. Содержание повторного обучения будет выражено в следующих действиях:

- изменение состава параметров нейронной сети (при необходимости);
- получение новых оценок параметров нейронной сети;
- проверка качества моделирования сетью с новыми значениями параметров данных, не использовавшихся в процессе её повторного обучения.

Достижение приемлемого уровня точности при использовании обновлённой сети для моделирования данных станет сигналом успешного завершения процесса переобучения. В противном случае данный процесс необходимо будет воспроизвести заново. При этом указать точный момент начала процесса повторного обучения затруднительно. Вероятно, старт данного процесса должен быть произведён в момент, когда точность прогноза будущего значения доходности не попадёт в интервал $(-2\sigma; 2\sigma)$, где σ – эмпирическое стандартное отклонение доходности из контрольной выборки. Конфигурация параметров нейронной сети определяется качеством прогноза, который можно получить при её использовании. Структура нейросети, равно как и момент начала процесса её переобучения, не зависит от выбранного таймфрейма (влияние выбора таймфрейма на результаты работы сети не рассматривается в диссертации).

Сущность процесса оценки эффективности моделирования нейронной сетью данных, которые ранее не использовались в процессе её обучения, представлена рядом концептуальных положений. Они предложены для повышения эффективности использования инструментов прогнозирования

высокочастотных финансовых временных рядов доходностей. Первое положение состоит в том, что для определения качества настройки параметров сети автором разработана метрика. Она представляет собой отношение среднеквадратической ошибки моделирования (относительной) к среднему значению доходности фондового индекса (СКО / СЗД) и рассчитывается по формуле (2.12)

$$\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} / |\bar{y}| * 100\%, \quad (2.12)$$

где y_i – значение фактической доходности;

\hat{y}_i – значение доходности, полученное по модели;

$|\bar{y}|$ – среднее значение фактической доходности, взятое по модулю;

n – объём контрольной выборки.

Второе положение заключается в том, что разработанная автором метрика призвана показать, какая доля среднего квадрата ошибки моделирования приходится на единицу доходности фондового индекса. Числитель метрики представляет собой величину квадрата отклонения фактических значений доходности от смоделированных величин, приходящуюся на 1 единицу совокупности. При достаточно точных результатах моделирования числитель метрики должен стремиться к нулю. Соответственно, вся дробь также должна стремиться к нулю, если среднее значение доходности больше среднего квадрата отклонения. Графически это выглядело бы так: динамику среднего значения доходности фондового индекса можно представить в виде прямой линии. Тогда линия, представляющая собой средний разброс квадрата ошибки моделирования находилась бы ниже, чем линия, показывающая среднее значение доходности фондового индекса.

Все действия, связанные с обучением и проверкой качества работы нейронной сети, выполнены посредством кода на языке программирования R в программной оболочке «RStudio» 4.0.3. «RStudio» представляет собой среду

с открытым исходным кодом, предназначенную для эффективной реализации статистической обработки и моделирования данных. По результатам настройки параметров сети и проверки эффективности моделирования сетью данных из контрольной выборки, которые не использовались в процессе обучения, получены значения метрики (2.12) по всем индексам. Они представлены в таблице 6.

Таблица 6 - Отношение среднеквадратической ошибки моделирования к среднему значению доходности, взятое с контрольных выборок доходностей фондовых индексов

В процентах

| Индекс | СКО / СЗД |
|------------------|-----------|
| S&P 500 | 1,8 |
| NASDAQ Composite | 3,1 |
| NIKKEI 225 | 18,63 |
| DAX | 28,18 |
| S&P TSX | 1,45 |
| Hangseng | 13,17 |
| SSE | 18,77 |
| S&P BSE allcap | 34 |
| BSE SENSEX | 8,55 |
| Bovespa | 9 |
| South Africa 40 | 34,62 |
| VNINDEX | 3,24 |

Источник: составлено автором.

Полученные результаты достаточно существенно различаются: по некоторым индексам средняя квадратическая ошибка составляет менее 7% от средней доходности (например, по индексам «S&P 500», «NASDAQ» и «S&P TSX»), в то время как по другим индексам данное отношение превышает 30% (индексы «S&P BSE allcap» и «South Africa 40»). Такие различия присутствуют как по данным индексов развитых экономик, так и по данным индексов развивающихся экономик.

Помимо предложенной автором метрики, для оценки способности нейронной сети моделировать новые данные были использованы показатели средней квадратической ошибки (mean squared error, MSE) и средней абсолютной ошибки, выраженной в процентах (mean absolute percentage error, MAPE). Соответствующие результаты приведены в таблице 7. Необходимо

отметить, что для доходностей каждого индекса обучена своя LSTM-сеть, каждая из которых отличается значениями параметров. В таблице 7 приводятся результаты по сети для каждого индекса.

Таблица 7 - Средняя квадратическая ошибка и средняя абсолютная ошибка по LSTM-сетям на контрольных выборках доходностей фондовых индексов

В процентах

| Индекс | MSE, в единицах | MAPE |
|------------------|-----------------|-------|
| S&P 500 | 0,00009 | 22,54 |
| NASDAQ Composite | 0,00003 | 39,19 |
| NIKKEI 225 | 0,00009 | 25,47 |
| DAX | 0,00006 | 65,03 |
| S&P TSX | 0,00002 | 19,71 |
| Hangseng | 0,00004 | 28,51 |
| SSE | 0,00003 | 27,67 |
| S&P BSE allcap | 0,00003 | 22,28 |
| BSE SENSEX | 0,00005 | 33,16 |
| Bovespa | 0,00004 | 18,95 |
| South Africa 40 | 0,00003 | 23,49 |
| VNINDEX | 0,00002 | 20,93 |

Источник: составлено автором.

Проанализировав информацию из таблиц 6 и 7, можно прийти к заключению о том, что среди индексов развитых стран наиболее точные результаты моделирования данных по контрольным выборкам достигнуты по индексам «S&P 500» и «S&P TSX». Среди индексов развивающихся стран наилучшие результаты моделирования достигнуты по индексам «Bovespa» и «VNINDEX». Эти выводы соответствуют данным из таблицы 5: в группе развитых экономик наименьшие значения коэффициента вариации с обучающих выборок получены именно по индексам «S&P 500» и «S&P TSX» и составили 72,23% и 78,96% соответственно. В группе развивающихся экономик наименьшее значение коэффициента вариации, равное 87,97%, зафиксировано по индексу «VNINDEX». К тому же, это единственный индекс из группы развивающихся экономик, который имеет значение коэффициента вариации меньше 100%.

Наряду с проверкой качества работы сети по критериям MSE и MAPE проверялась способность нейронной сети долгой краткосрочной памяти

прогнозировать будущие знаки доходности. Указанная проверка входит в состав метода повышения доходностей высокочастотных сделок в рамках торговли активами, предложенного в параграфе 2.2. Способность сети верно определять знаки будущих величин доходности непосредственно влияет на решение о покупке или продаже фондового индекса. Она имеет крайне важное значение, так как в зависимости от принятого решения трейдер может получить прибыль или понести убыток. В состав представленного метода также входят следующие действия: по оцененной модели нейронной сети получены прогнозные знаки 90 будущих величин доходности, а затем проведено сравнение знаков из полученных прогнозов со знаками 90 величин доходности из валидационной выборки. Сравнение представляет собой процент совпадения знаков. В качестве конкурирующей модели выбрана интегрированная модель авторегрессии и скользящего среднего ARIMA (p;d;q). Аналогичная процедура получения прогнозов знаков доходности проделана по модели ARIMA (p;d;q). Соответствующие результаты приведены в таблице 8.

Таблица 8 - Точность прогноза LSTM-сетью знака величин доходности из валидационных выборок доходностей фондовых индексов

В процентах

| Индекс | Точность прогноза по модели LSTM-сети | Точность прогноза по модели ARIMA |
|------------------|---------------------------------------|-----------------------------------|
| S&P 500 | 71 | 53 |
| NASDAQ Composite | 66 | 52 |
| NIKKEI 225 | 61 | 54 |
| DAX | 60 | 53 |
| S&P TSX | 68 | 51 |
| Hangseng | 60 | 60 |
| SSE | 58 | 62 |
| S&P BSE allcap | 55 | 57 |
| BSE SENSEX | 68 | 61 |
| Bovespa | 57 | 56 |
| South Africa 40 | 61 | 51 |
| VNINDEX | 65 | 63 |

Источник: составлено автором.

Максимальная точность прогнозирования достигнута на данных по индексу «S&P 500» и составила 71% совпадений знаков. Минимальная

точность достигнута по индексу «S&P BSE allcap» и равна 55% совпадений знаков. При этом средний процент совпадений знаков по фондовым индексам с развитых рынков превысил аналогичный показатель по фондовым индексам развивающихся стран. По фондовым индексам, имевшим более низкое значение метрики, представляющей собой отношение СКО к СЗД, получены более высокие значения точности прогнозов. Неоднородность данных с разных рынков влияет на точность прогноза, что подтверждается фактическими данными.

Точность прогнозирования знаков будущих величин доходности индексов с помощью ARIMA-модели оказалась в среднем ниже, чем по модели нейронной сети долгой краткосрочной памяти: 56% против 62,5%. Только по индексам «SSE» и «S&P BSE allcap» ARIMA-модель правильно предсказала большее число знаков доходности, чем модель LSTM-сети. По индексу «Hangseng» как модель LSTM-сети, так и ARIMA-модель дали одинаковый процент точных прогнозов. Из указанного следует, что прогностическая сила модели LSTM-сети на рядах одноминутных логарифмических доходностей фондовых индексов оказалась больше, чем у ARIMA-модели. Как следствие, модель LSTM-сети может быть использована для анализа текущих и прогнозирования будущих приростов цен фондовых индексов.

Выводы по главе 2

Представлена концепция прогнозирования доходностей для осуществления торговли на базе высокочастотных финансовых временных рядов. В рамках концепции описаны характеристики высокочастотных финансовых временных рядов, выделены основные группы моделей, используемые для исследования высокочастотных данных, а также проведён критический анализ моделей из выделенных групп.

Представлен метод повышения доходности торговли активами на фондовых рынках, направленный на достижение роста эффективности высокочастотной торговли. Определены основные направления

использования технологий искусственного интеллекта на фондовом рынке и обоснована значимость таких технологий для развития фондового рынка. Приведены положения, которые должны стать основой для спецификации и последующего построения собственной модели нейронной сети для изучения высокочастотных финансовых временных рядов доходностей.

Построена модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти (LSTM). Её параметры оценены на данных из обучающих выборок рядов доходностей фондовых индексов. Разработан метод использования созданной модели нейронной сети с целью повышения эффективности инструментов прогнозирования высокочастотных финансовых временных рядов. Приведены концептуальные положения, раскрывающие процесс оценки эффективности моделирования нейронной сетью данных, которые ранее не использовались в процессе её обучения. С помощью нескольких показателей оценена точность обработки LSTM-сетью таких данных.

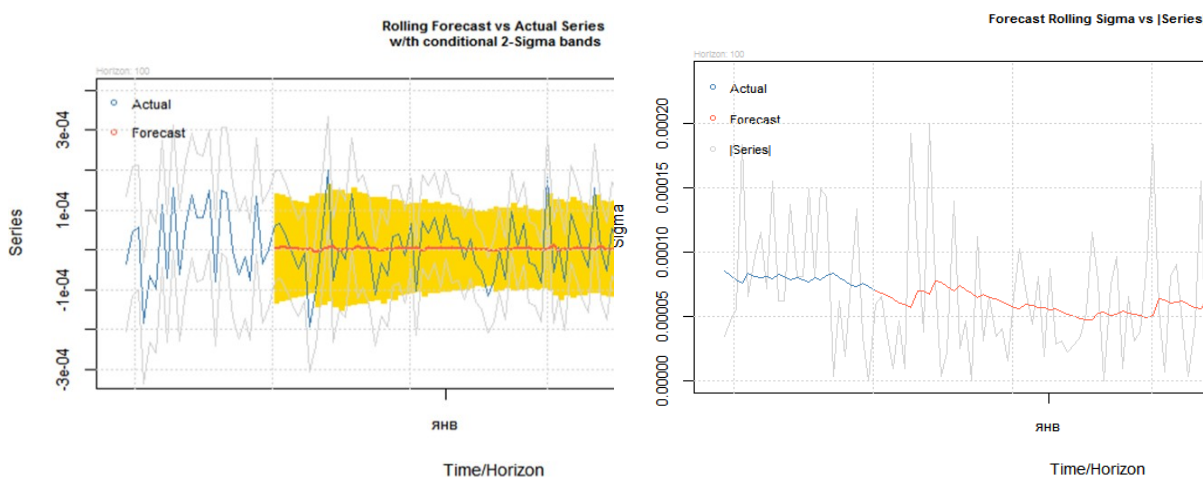
В рамках метода повышения доходности торговли активами на фондовых рынках осуществлено прогнозирование знаков будущих величин доходности фондовых индексов с помощью модели LSTM-сети и определена точность полученных прогнозов. Точность прогнозов знака 90 величин доходности из валидационных выборок, полученная по модели LSTM-сети, сравнивалась с аналогичной точностью, полученной с использованием интегрированной модели авторегрессии и скользящего среднего (ARIMA (p;d;q)). По большинству фондовых индексов наиболее точные результаты получены по модели LSTM-сети.

Глава 3

Результаты моделирования высокочастотных финансовых временных рядов и их апробация

3.1 Анализ результатов прогнозирования и оценка точности прогнозов

Подробнее рассмотрим процесс прогнозирования знаков доходностей с использованием LSTM-сети, показанный в главе 2. Сделаем это на примере данных индекса «S&P 500». В качестве периода прогнозирования выбран временной интервал в 90 минут. Как уже было указано ранее, для высокочастотных данных не характерны длительные интервалы прогнозирования. Во-первых, высокочастотный характер данных не позволяет прогнозировать их значения на длительные промежутки времени, так как такие данные являются очень волатильными. Поэтому прогнозы на много периодов вперед, очевидно, будут иметь невысокую точность и не будут соответствовать действительности. Во-вторых, факт устаревания информации, отражённой в ценах (доходностях) на фондовом рынке, делает более разумным прогнозирование данных на короткие промежутки времени. Результаты прогнозирования по индексу «S&P 500» отмечены на рисунке 13.



Источник: составлено автором.

Рисунок 13 - Прогноз среднего значения (с доверительными интервалами) индекса «S&P 500» (слева) и волатильности индекса «S&P 500» (справа)

На рисунке 13 представлены отдельные прогнозы среднего значения и волатильности по индексу «S&P 500», полученные по LSTM-сети в программной среде «RStudio». Полученные доверительные интервалы (выделены жёлтым цветом) отражают возможный диапазон изменений среднего значения. Прогноз волатильности показывает потенциальную динамику волатильности в будущем периоде времени. Точность прогноза знаков будущих величин доходности определялась по числу совпадений между спрогнозированными знаками величин и знаками величин из валидационной выборки. Как уже было указано в главе 2, по индексу «S&P 500» точность совпадений составила 71%. Это наиболее высокий показатель из числа всех индексов. При этом по каждому из индексов точность прогноза превысила 50%. Иными словами, точность модельных прогнозов превышает точность «наивных» прогнозов, которые можно получить, подбрасывая монету при определении знака следующей доходности.

Результаты, полученные в параграфе 2.4, свидетельствуют о преимуществе использования модели LSTM-сети над стандартной моделью временных рядов ARIMA (p;d;q) для прогнозирования знаков будущих доходностей. Принимая во внимание этот результат, автор принял решение подтвердить или опровергнуть утверждение о приоритете LSTM-сети над детерминированными моделями с постоянными значениями параметров. Это было сделано путём сравнения качества прогнозирования доходностей LSTM-сетью с моделью простого скользящего среднего (simple moving average, SMA). Как и в случае с ARIMA-моделью, было принято решение сравнить результаты прогнозирования данных на валидационных выборках. Однако для избегания повторения в данном случае целью стало получение не процента совпадения знаков доходностей, а величины ошибки, показывающей средний квадрат отклонения фактических значений доходности от модельных. Расчёт значений простой скользящей средней, выбранной в качестве альтернативного инструмента описания данных, осуществляется по формуле (3.1)

$$SMA_t = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} r_{t-i}, \quad (3.1)$$

где r_{t-i} – доходность в момент времени (t-i);

n – число элементов в выборке.

В качестве периодов времени для модели простого скользящего среднего выбраны 20; 50 и 200 минут. Процесс обучения модели простого скользящего среднего проводился на обучающей выборке, процесс тестирования проходил на контрольной выборке, а затем был сделан прогноз на 90 минут вперед и проведено сравнение полученных прогнозов с фактическими значениями 90 величин доходности из валидационных выборок. Полученные результаты представлены в таблице 9.

Таблица 9 - Средняя квадратическая ошибка моделей 20; 50 и 200 – минутного простого скользящего среднего и LSTM-сети на валидационных выборках доходностей фондовых индексов

| Индекс | SMA20 | SMA50 | SMA200 | LSTM |
|--|-------|-------|--------|-------|
| S&P 500 | 0,588 | 0,606 | 0,625 | 0,520 |
| NASDAQ Composite | 1,135 | 1,179 | 1,241 | 1,115 |
| NIKKEI 225 | 1,819 | 1,887 | 1,927 | 2,452 |
| DAX | 1,138 | 1,157 | 1,180 | 1,123 |
| S&P TSX | 0,327 | 0,346 | 0,280 | 0,245 |
| Hangseng | 2,657 | 2,744 | 2,797 | 2,944 |
| SSE | 1,473 | 1,486 | 1,492 | 1,440 |
| S&P BSE allcap | 0,859 | 0,858 | 0,866 | 0,825 |
| BSE SENSEX | 0,634 | 0,647 | 0,655 | 0,654 |
| Bovespa | 1,264 | 1,311 | 1,313 | 1,257 |
| South Africa 40 | 1,710 | 1,752 | 1,793 | 1,601 |
| VNINDEX | 1,295 | 1,328 | 1,335 | 1,289 |
| Примечание – Значения в таблице представляют собой исходные значения, умноженные на 10^7 . | | | | |

Источник: составлено автором.

Из полученных результатов следует, что по 9 индексам из 12 LSTM-сети удалось предсказать значения доходности лучше, чем модели простого скользящего среднего. Из них в группе развитых стран таких индексов насчитывается 4, а среди развивающихся стран – 5. В то же время по японскому индексу «NIKKEI 225» и гонконгскому «Hangseng», входящим в

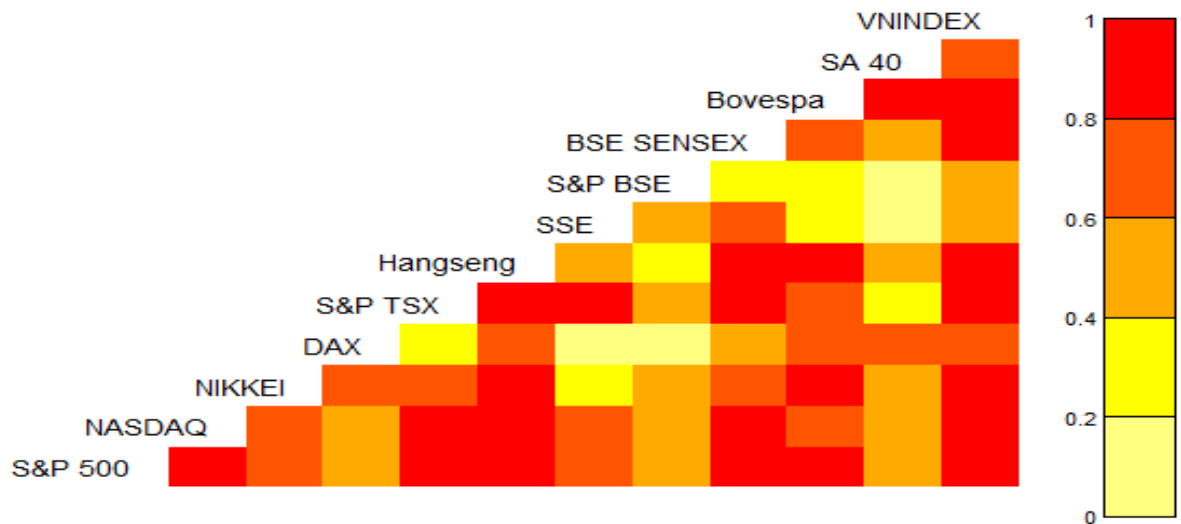
группу индексов развитых стран, а также индийскому индексу «BSE SENSEX» из числа индексов развивающихся стран простая детерминированная модель смогла дать более точные результаты, чем сложная модель. Вероятно, такие результаты вызваны особенностями динамики доходности выделенных индексов. Нейронной сети проще предсказать данные, характеризующиеся относительно стабильной динамикой, в которой редко встречаются «выбросы» данных. В то же время информация, полученная по итогам моделирования сетью данных с относительно нестабильной динамикой, может менее точно отражать реальность. Подтверждение этого тезиса было получено ранее при сравнении результатов из таблиц 6 и 7 с результатами из таблицы 5. По итогам анализа результатов из таблиц 8 и 9 можно дать подтверждение того, что при использовании LSTM-сети удалось лучше справиться с задачей прогнозирования доходностей по сравнению с простыми детерминированными моделями.

Однако, как было показано в таблице 8, точность прогнозирования индексов с разных рынков не одинакова. Необходимо подробнее остановиться на полученных результатах и разобраться в причинах, определяющих межгрупповые различия.

3.2 Особенности применения моделей на развитых и развивающихся рынках

Учитывая тот факт, что доходности большинства рассматриваемых индексов развитых и развивающихся стран наиболее точно описываются одним и тем же законом распределения, можно сделать предположение о том, что результаты работы настроенной модели нейронной сети на данных по разным индексам будут схожи. Однако это не подтверждается результатами тестирования модели на контрольных выборках, приведёнными в таблице 6, а также данными по прогнозированию знаков будущих величин доходности, приведёнными в таблице 8. Следовательно, поведение модели нейронной сети

на индексах развитых стран отличается от поведения модели на индексах развивающихся стран. Несмотря на различия между результатами работы модели на данных из разных групп, нельзя исключать сходство результатов, полученных по данным внутри отдельных групп. Зачастую это происходит между взаимозависимыми рынками, данные с которых сильно коррелируют друг с другом. Подтверждение этому можно найти на рисунке 14.



Примечание - Матрица составлена по первым 15000 значениям цен каждого индекса.
Источник: составлено автором.

Рисунок 14 - Визуализация матрицы корреляции между ценами выбранных индексов

Разберём ситуацию, наблюдающуюся на рисунке 14. В группе развитых экономик тесная корреляция наблюдается между большинством индексов, относящихся к данной группе. У индекса «S&P 500» выявлена сильная корреляция со всеми индексами развитых стран. Индекс «DAX» является единственным, корреляция с которым носит средний характер. Аналогичная ситуация наблюдается по индексу «NASDAQ». Между японским индексом «NIKKEI 225» и всеми индексами развитых рынков наблюдается сильная корреляция. Между индексом «DAX» и индексами «S&P 500» и «NASDAQ» наблюдается корреляция средней силы, а между индексами «DAX» и «S&P TSX» наблюдается слабая корреляция. При этом с остальными индексами из числа индексов развитых рынков у индекса «S&P TSX» наблюдается устойчивая сильная корреляция. Особенность гонконгского индекса «Hangseng» заключается в том, что он тесно коррелирует как со всеми

индексами из группы развитых экономик, так и с большей частью индексов из группы развивающихся экономик.

В группе индексов развивающихся стран связь динамики фондовых индексов является менее тесной. Например, у индекса «SSE» наблюдается сильная корреляция только с одним индексом из остальных пяти, входящих в число фондовых индексов развивающихся стран. У индекса «S&P BSE allcap» наблюдается преимущественно слабая связь с индексами, входящими в данную группу, даже с другим индийским индексом «BSE SENSEX». У индекса «BSE SENSEX» наблюдается как сильная, так и слабая степень связи с рассматриваемыми индексами развивающихся рынков. Динамика бразильского индекса «Bovespa» имеет сильную корреляцию с индексами «BSE SENSEX», «South Africa 40» и «VNINDEX» и слабую корреляцию с индексами «SSE» и «S&P BSE allcap». Южноафриканский индекс «South Africa 40» также имеет слабую корреляцию с индексами «SSE» и «S&P BSE allcap». Вьетнамский индекс «VNINDEX» имеет сильную степень связи с индексами «South Africa 40», «Bovespa» и «BSE SENSEX», а также среднюю степень связи с индексами «SSE» и «S&P BSE allcap».

Связь между динамикой доходности индексов из разных групп также не является однородной. Например, вьетнамский индекс «VNINDEX» имеет сильную степень связи со всеми индексами из группы индексов развитых стран. Аналогичный вывод можно сделать относительно индексов «Bovespa» и «BSE SENSEX» (кроме степени связи с индексом «DAX»). В то же время у индекса «SSE» наблюдается слабая степень связи с динамикой некоторых фондовых индексов из группы развитых рынков, а именно с индексами «DAX» и «NIKKEI 225».

Наличие сходств и различий между динамикой фондовых индексов различных групп объясняется преимущественно макроэкономическими факторами, оказывающими влияние на них. Например, одним из таких факторов является перелив капитала между фондовыми рынками. Нельзя оставлять без внимания и фактор глобализации, которой подвержены

фондовые рынки. При этом с течением времени степень связи между фондовыми рынками может как усиливаться, так и ослабевать. Как следствие, аналогичный процесс будет происходить и с фондовыми индексами.

Таким образом, между индексами разных экономик присутствуют как сходства, так и различия. При этом создание нейронной сети долгой краткосрочной памяти с единой архитектурой, описанной в параграфе 2.4, для моделирования всех выбранных индексов является, по мнению автора, оправданным. Числовые значения структурных параметров модели варьируются в зависимости от динамики доходности фондового индекса. Это обеспечивает учёт в модели индивидуальных особенностей каждого из выбранных фондовых индексов.

3.3 Разработка и проверка торговых рекомендаций, полученных на основе результатов моделирования

Нейронная сеть, обученная и настроенная с целью моделирования доходностей фондовых индексов, должна быть использована в качестве вспомогательного элемента автоматической торговой системы. Рассмотрим её особенности и этапы создания.

Автоматическая торговая система (АТС) представляет собой совокупность технических средств и алгоритмов, «способных самостоятельно открывать и закрывать торговые позиции в соответствии с заданными условиями» [45]. Процесс создания АТС можно представить в виде упорядоченной последовательности этапов:

1) выбор типа АТС. Существует несколько различных типологий АТС в зависимости от выбранного признака, которым может быть [45]:

- вид торговли;
- техника торговли;
- частота торговли и таймфрейм, на котором работает АТС;
- класс исполнения;

- показатели торговли;
- степень зависимости от каналов связи и сбоев в передаче данных;

2) определение точки входа в рынок. Для определения этого показателя могут быть использованы инструменты технического анализа или индикаторы;

3) определение точки выхода из рынка. Как и при определении точки входа в рынок, для выявления момента выхода могут быть использованы инструменты технического анализа или индикаторы. В то же время выход из позиции может быть произведён в результате срабатывания стоп-ордера (стоп-лосса);

Дополнительным вариантом определения точки выхода из рынка может служить следующая последовательность действий. Если торговая система даёт сигнал, противоположный позиции на рынке в данный момент (например, система даёт сигнал на вход в длинную позицию, а текущая позиция по активу является короткой), то существует два варианта развития событий. Первый вариант предполагает, что трейдер последует сигналу, который подаёт ему система, и выйдет из текущей позиции. Второй вариант предполагает, что трейдер не будет выходить из позиции в данный момент, а дождётся следующего сигнала системы. Если этот сигнал окажется противоположным текущей позиции, то трейдер последует ему. В противном случае трейдер останется в своей текущей позиции;

4) определение модели риска. Риск-менеджмент является неотъемлемой частью любой торговой стратегии, и контроль за текущим и возможным уровнем риска в стратегии должен проводиться на постоянной основе;

5) тестирование на исторических данных (бэктестинг). Этот этап необходим для проверки работы АТС, определения её средней доходности за схожий с текущим промежуток времени в прошлом и выявления слабых мест.

Данные для бэктестинга должны быть полными, качественными и охватывать достаточно большой промежуток времени, включающий в себя разные фазы рынка. При проведении бэктестинга необходимо помнить, что успех системы при работе с историческими данными не означает её успешность при работе с данными, поступающими в онлайн-режиме.

АТС можно рассматривать как совокупность функциональных блоков, каждый из которых отвечает за выполнение определённого действия. При этом функциональные блоки взаимодействуют друг с другом: выходная информация одного блока является входной информацией для другого блока, на основе анализа которой совершается действие. В рамках такого подхода можно представить АТС как систему, состоящую из следующих элементов:

1) блок учёта торговых заявок. В этом блоке проверяется наличие уже выставленных пользователем торговых заявок и предоставляется возможность введения новых заявок;

2) блок генерации торговых сигналов. Данный блок отвечает за подачу сигналов для открытия или закрытия позиции на основе заложенного в него алгоритма. Здесь происходит определение точки входа и точки выхода из рынка;

3) блок принятия решений. Здесь происходит формирование новых торговых заявок, расчёт цены заявки, снятие или изменение параметров уже выставленных заявок. Этот блок, как и блок генерации торговых сигналов, во многом определяет принцип работы АТС;

4) блок обработки ошибок. В блоке обработки ошибок производится анализ ошибок, возникающих при исполнении торговых заявок, и повторное исполнение заявок. При возникновении конфликтной ситуации между торговым решением и сложившейся ситуацией на рынке в этом блоке создаётся соответствующее уведомление, которое затем направляется пользователю. В таком случае пользователь может в ручном режиме выполнить действие, которое должна была выполнить АТС, внести

корректировку в логику работы системы или отказаться от выполнения действия.

В некоторых случаях понятие автоматической торговой системы отождествляется с понятием торгового робота (автомата). Торговый робот (торговый автомат) представляет собой программный продукт, созданный для автоматизации осуществления сделок купли-продажи финансовых активов на рынке. К составным элементам программы-торгового робота относятся:

- 1) точки входа в рынок и выхода из рынка;
- 2) программа подачи данных для открытия или закрытия позиций на рынке;
- 3) программа оповещения о возникновении ошибок и их обработки;
- 4) сбор статистики совершённых сделок и их количественных параметров.

Как правило, все описанные элементы торгового робота создаются как отдельные программы, а затем объединяются в систему. Функционирование программы-торгового робота осуществляется посредством торговой платформы, предоставляющей доступ к бирже или торговой площадке. Только в случае наличия информационной связи между торговым роботом и платформой, через которую роботу предоставляется онлайн-доступ к рынку и возможность совершения сделок, появляется эффективность и целесообразность в управлении большим количеством активов.

Помимо условия наличия информационной связи существует ряд сложностей, затрудняющих процесс создания эффективной автоматической торговой системы. В их число включаются [48]:

- 1) фрагментация и неоднородность информационных потоков;
- 2) повышенные требования к надёжности системы;
- 3) повышенные требования к скорости принятия решений (это особенно актуально при торговле на высокочастотных данных, где скорость принятия решений высока, а информативность сигналов со временем быстро снижается);

4) повышенные требования к качеству и скорости каналов передачи информации.

Применительно к автоматической торговой системе, созданной для торговли на высокочастотных данных, можно выделить специфические для неё риски. Их классификация приведена в таблице 10.

Таблица 10 - Риски автоматической торговой системы, созданной для торговли на высокочастотных данных, на различных этапах её существования

| Наименование | Описание | Категория риска | Последствия (угроза) | Стратегия реагирования | Период возникновения |
|---|--|-----------------------|--|---|---|
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| Этап сбора и обработки требований | | | | | |
| Неточные требования | Требования являются неточными, если они не отражают реальные потребности конечных пользователей | Организационные риски | Несоответствие или неполное соответствие реализованного проекта потребностям и требованиям, предъявляемым к нему заказчиком | Проведение активных коммуникаций с заказчиком на регулярной основе с целью определения требований к проекту и их уточнению | В начале проекта или по завершении проекта |
| Неотслеживаемые требования | Отсутствие документальных источников происхождения требования для справочных целей | Организационные риски | Несоответствие или неполное соответствие реализованного проекта потребностям и требованиям, предъявляемым к нему заказчиком | Проведение активных коммуникаций с заказчиком на регулярной основе с целью их уточнения и при необходимости замены на требования, имеющие документальное подтверждение | В начале проекта |
| Этап конструирования | | | | | |
| Сложность создаваемой архитектуры АТС | Излишне сложный проект может быть непонятен заказчику и, как следствие, заказчик или конечный пользователь не сможет реализовать весь потенциал проекта | Технические риски | Готовая версия АТС может оказаться слишком сложной в эксплуатации, что не позволит заказчику достичь желаемого результата при работе с ней | Привлечение экспертов в области создания АТС (торговых роботов), процессе подготовки архитектуры АТС (торгового робота) | В середине проекта |
| Трудности в распределении функций компонент | Архитектура АТС может не содержать в себе некоторые элементы (компоненты). Вследствие отсутствия некоторых составных частей функционал системы не будет реализован полностью | Технические риски | Несоответствие или неполное соответствие реализованного проекта потребностям и требованиям, предъявляемым к нему заказчиком | Проверка отражения в каждом созданном «модуле» проекта соответствующих требований из проектной документации; проведение активных коммуникаций с заказчиком для уточнения требований | В середине проекта (по завершении каждого «модуля» АТС) |

Продолжение таблицы 10

| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|----------------------------------|---|---|--|
| Этап кодирования и тестирования | | | | | |
| Высокая частота отказов в недавно разработанных компонентах | Часто встречающиеся ошибки в функциональных блоках (элементах архитектуры) системы, созданных «с нуля» | Технические риски | Ошибки, допущенные при написании кода, могут привести к некорректной работе или отказам в работе отдельных модулей, что приведёт к некорректной работе АТС | При наличии возможности стоит использовать готовые блоки кода, реализующие элементы архитектуры АТС и осуществлять их доработку с учётом требований | В процессе подготовки проекта, на итерации кодирования отдельных элементов физической модели АТС |
| Неполное обнаружение ошибок при модульном тестировании | В связи с возможным отсутствием отдельного лица, выполняющего функции тестировщика, и средств автоматизации тестирования не все ошибки могут быть выявлены в ходе модульного тестирования | Технические риски | Неполное выявление и исправление ошибок по итогам модульного тестирования может привести к некорректной работе отдельных модулей и, как следствие, всей АТС | Привлечение профессионального тестировщика для проведения модульного тестирования или обучение разработчика соответствующим компетенциям | В процессе подготовки проекта, на итерации модульного тестирования |
| Этап внедрения | | | | | |
| Воздействие на окружающую среду | Трудности взаимодействия с другим программным обеспечением | Внешние риски | Невозможность осуществить экспорт или импорт данных из другого программного продукта; наличие ограничений в функционале АТС | Анализ программных продуктов, используемых заказчиком, и изучение путей интеграции созданной АТС с ними | По завершении основных работ над проектом АТС |
| Недостатки при обработке данных | Недостатки в системе могут привести к её неспособности обработать данные | Технические риски; Внешние риски | Неспособность системы обработать данные может привести к её некорректной работе или отказу | Детальная проверка при тестировании модуля АТС, отвечающего за импорт данных, исправление ошибок в коде | По завершении основных работ над проектом АТС, на этапе пользовательского (приёмочного) тестирования |

Источник: составлено автором.

Рассмотрим технологию работы торгового робота.

Важным элементом в работе торгового робота является определение точки входа и точки выхода из рынка. Для поиска этих значений могут быть использованы следующие инструменты:

- 1) технический анализ;
- 2) индикаторы;
- 3) прочие инструменты (инструментарий свечного анализа, модели управления капиталом и так далее).

Наиболее распространёнными инструментами технического анализа, используемыми в торговых роботах, являются инструменты чартинга. Они включают в себя графические фигуры, такие как фигуры разворота, фигуры продолжения и фигуры неопределённости.

Индикаторы представляют собой функции от значений некоторых количественных показателей торговли: цены, объёма и так далее. Выделяют три основные группы индикаторов:

- 1) индикаторы-фильтры;
- 2) индикаторы-«конверты»;
- 3) осцилляторы.

Зачастую в торговых роботах для определения точки входа и точки выхода используется такой индикатор-фильтр, как скользящая средняя. Точка входа (выхода) с использованием скользящих средних определяется следующим образом: если краткосрочная скользящая средняя пересекает долгосрочную скользящую среднюю снизу вверх, то это сигнализирует о необходимости входа (выхода) путём покупки актива. Если краткосрочная скользящая средняя пересекает долгосрочную скользящую среднюю сверху вниз, то это сигнал о необходимости входа (выхода) путём продажи актива. При использовании индикаторов-«конвертов» решение о входе (выходе) определяется трейдером на основе выхода графика цены за пределы коридора движения цены. Осцилляторы представляют собой показатели, свидетельствующие о состоянии перекупленности (перепроданности) актива. Если значение осциллятора находится ниже определённой отметки, это

свидетельствует о состоянии перепроданности актива и скором росте его цены. Если значение осциллятора находится выше определённой отметки, это свидетельствует о состоянии перекупленности актива и скором падении его цены.

При осуществлении торговли на бирже необходимо учитывать комиссионные и иные расходы, которые несёт трейдер. Заработанная доходность будет уменьшена на величину таких расходов. К их числу относятся:

- 1) комиссия брокера;
- 2) комиссия биржи;
- 3) комиссия депозитария;
- 4) налог на прибыль (налог с прибыльных сделок);
- 5) процент за пользование заёмными средствами (при проведении сделок маржинальной торговли);
- 6) иные расходы.

Стоимость исполнения сделки, как разновидность транзакционных издержек, может быть оценена с помощью формулы, предложенной в работе [72]. Если принять TC_{jt} за стоимость исполнения торговли, то данная величина будет рассчитана по формуле (3.2)

$$TC_{jt} = \sum_{n=1}^N w_{jtn} \left[buy_{jtn} \left(\frac{P_{jtn} - P_{j,t-}}{P_{j,t-}} \right) - 1 \right], \quad (3.2)$$

где w_{jtn} – доля общего количества n купленных (проданных) акций j от общего объёма торгов по акции j в день t ;

buy_{jtn} – бинарная переменная:

$$buy_{jtn} = \begin{cases} 1, & \text{если в день } t \text{ инвестором куплено } n \text{ штук акции } j; \\ -1, & \text{если в день } t \text{ инвестором продано } n \text{ штук акции } j; \end{cases}$$

P_{jtn} – цена, по которой было куплено (продано) n штук акции j в день t ;

$P_{j,t-}$ – цена акции j в момент t получения брокером ордера на покупку (продажу).

В качестве резюме данного раздела можно отметить, что разнообразие инструментов, которые могут стать составными элементами торгового робота, привело к большому количеству торговых роботов, которые используют в торговле участники рынка. Посредством применения роботов инвесторы реализуют торговые стратегии различных типов. Многообразие возможных торговых стратегий на гетерогенном фондовом рынке свидетельствует о том, что не существует такой торговой стратегии, которая была бы однозначно лучше, чем другие торговые стратегии. Поэтому выбор торговой стратегии зависит от особенностей торговли инвестора, его риск-профиля и выбранного горизонта инвестирования денежных средств.

Существуют два основных подхода, применяемых при исполнении больших ордеров в торговой стратегии: исполнение по цене, средневзвешенной по времени (time-weighted average price, TWAP), и исполнение по цене, средневзвешенной по объёму (volume-weighted average price, VWAP). В рамках TWAP-подхода рассчитывается средняя цена актива за определенный период времени. Предполагаемый к покупке объём актива делится на множество небольших частей, каждая из которых представляет собой отдельный ордер. Затем каждый из таких ордеров исполняется по цене, равной или как можно более близкой к рассчитанной средневзвешенной по времени цене актива. Применение VWAP-подхода при расчёте средневзвешенной цены предполагает использование объёма торгов: цены, по которым исполнены наибольшие объёмы торгов, получают больший вес при расчёте средневзвешенной цены. Как и в рамках TWAP-подхода, вся позиция делится на несколько некрупных ордеров [89]. Исполнение торговой стратегии посредством одного из указанных подходов позволяет снизить издержки, выраженные в виде комиссионных расходов, а также увеличить совокупную прибыль от торговли. Это также позволяет снизить влияние деятельности участника торгов на состояние рынка.

Если принять, что v – объём акций, который необходимо купить, а t – время, оставшееся для осуществления покупки, то при использовании

VWAP-подхода будет производиться сравнение текущего состояния (v, t) с исторической динамикой объёмов торговли по данной акции V . Если $v < V$, то торговля будет носить более «агрессивный» характер, выраженный в более высоких ценах заявок на покупку; если $v > V$, то торговля станет более пассивной, при которой заявки на покупку будут находиться ближе к середине книги заявок и будут иметь более низкие цены исполнения. С течением времени и исполнением части заявок условия будут изменяться.

Считается, что при высокочастотной торговле периоды владения активами достаточно малы. Основной целью торговли, вне зависимости от периода и частоты сделок, является стабильная положительная доходность на вложенные средства (рост величины капитала). Некоторые инвестиционные консультанты считают, что наилучшей стратегией, максимизирующей рост капитала в долгосрочной перспективе, является стратегия «купи и держи» [17]. На самом деле максимальный долгосрочный рост капитала может быть достигнут при использовании стратегии, которая позволяет максимизировать значение коэффициента Шарпа. Дополнительным условием успеха при использовании подобной стратегии является доступ к заёмным средствам в достаточном объёме [17]. Другой возможной стратегией высокочастотной торговли является модифицированная моментум-стратегия, описанная в пособии [16]. В случае с фондовыми индексами она будет заключаться в покупке индекса при очень большом положительном значении доходности и продаже при очень большом отрицательном значении доходности. Количественная оценка того, насколько велико значение доходности, отводится самому рынку. В этом заключается особенность этой стратегии: трейдеру не нужно самому оценивать величину значения доходности. При этом у него также нет необходимости обращать внимание на прогнозы аналитиков по динамике индекса. Требуется лишь рассчитать стандартное отклонение за выбранный период.

Примечание - В работе [16] рассчитывается 90-дневное стандартное отклонение.

Данные, по которым рассчитывается стандартное отклонение, представляют собой доходности в момент закрытия торгов и доходности в момент открытия торгов на следующий день. При использовании этой стратегии сигнал к действию для трейдера может быть сформулирован так: покупай индекс, если доходность выше 2%, продавай индекс, если доходность ниже минус 2%.

Доходность компаний и трейдеров, занимающихся высокочастотной торговлей, довольно велика по сравнению с другими трейдерами. В свою очередь, значение коэффициента Шарпа, характеризующее привлекательность торговой стратегии, будет существенно меняться в зависимости от стратегии. Бэрон, Брогаард и Кириленко в своей работе [65] показали, что в среднем высокочастотные трейдеры (компании), использующие смешанные стратегии торговли, имеют самое высокое соотношение риска и доходности. Коэффициент Шарпа по стратегиям, применяемым этими компаниями, превышает 10,46. При этом компании, применяющие пассивные стратегии, имеют коэффициент Шарпа, равный величине 8,56, а компании, применяющие агрессивные стратегии, имеют коэффициент Шарпа, равный 8,46. Однако разброс значений достаточно велик: 25% из числа компаний, применявших смешанные стратегии, имели значение коэффициента Шарпа, превышавшее 17,11. Нужно также иметь в виду, что высокочастотные трейдеры подвержены убыткам так же, как и низкочастотные трейдеры. Риски, которые они несут, велики: «высокочастотные трейдеры, использующие в торговле смешанные стратегии, испытывали финансовые потери в сумме более 2000000 долларов в день» [65]. Но, несмотря на высокий уровень риска, вероятность банкротства трейдера всё равно невелика.

Ещё одним этапом в реализации метода повышения доходностей высокочастотных сделок в рамках торговли активами, представленного в параграфах 2.2 и 2.4, является усовершенствование системы поддержки принятия решений при торговле на фондовом рынке. В специализированных

литературных источниках можно найти достаточно большое количество определений термина «система поддержки принятия решений», в которых отражена специфика применения подобных систем в различных сферах деятельности. По мнению автора, компромиссным может стать вариант, предложенный в работе Ларичева и Петровского, в котором сущность системы поддержки принятия решений рассматривается с позиции её практического применения, а именно: под системами поддержки принятия решений понимаются «системы, позволяющие пользователю обрабатывать и анализировать массивы данных с помощью совокупности моделей объективного характера» [52]. Рассмотрим технологию функционирования системы поддержки принятия решений при торговле активами на фондовом рынке на примере ряда доходностей по индексу «S&P 500».

Одним из характерных признаков высокочастотной торговли является большое количество открываемых позиций. Акцент в торговле делается не на выявление закономерностей или фигур на графиках цены («чартизм» в техническом анализе), а на большое количество открываемых торговых позиций. Модель АТС, которая используется в работе, относится к классу тренд-следящих (трендовых) АТС. В связи с этим для подачи сигналов на открытие (закрытие) позиции в АТС будут использованы индикаторы. По итогам сравнения результатов торговли с использованием нескольких разновидностей индикаторов-осцилляторов было принято решение использовать индикатор-осциллятор индекса относительной силы (relative strength index, RSI). Расчёт значений показателя RS и индикатора RSI производится по формулам (3.3) и (3.4)

$$RS = \frac{\sum_{i=1}^{n^+} P_i^+ / n^+}{\sum_{i=1}^{n^-} P_i^- / n^-}, \quad (3.3)$$

где P_i^+ – цена закрытия в день i , превышающая цену закрытия в день $(i-1)$;

P_i^- – цена закрытия в день i , меньше цены закрытия в день $(i-1)$;

n^+ – число дней, в которые наблюдается цена P_i^+ ;

n^- – число дней, в которые наблюдается цена P_i^- .

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}. \quad (3.4)$$

Значение показателя относительной силы (relative strength, RS) рассчитывается как отношение скользящей средней по числу торговых дней, цена закрытия в которые больше цены закрытия в предыдущий торговый день, к скользящей средней по числу торговых дней, цена закрытия в которые меньше цены закрытия в предыдущий торговый день. Затем полученное значение показателя RS подставляется в формулу для расчета индикатора RSI.

В процессе подготовки системы поддержки принятия решений использован модифицированный индикатор RSI (modified RSI, MRSI). Он представляет собой критерий принятия решения об открытии или закрытии торговой позиции в созданной модели АТС. В связи с тем, что АТС работает с рядами доходностей, а не цен, автором было принято решение изменить состав формулы для расчёта индикатора RSI (3.5)

$$MRSI = 100 - \frac{100}{1 + ПИВ}. \quad (3.5)$$

Значение ПИВ (входное значение индикатора, input indicator value) используется для учёта доходностей и представляет собой отношение произведений темпов роста к темпам падения цен (3.6)

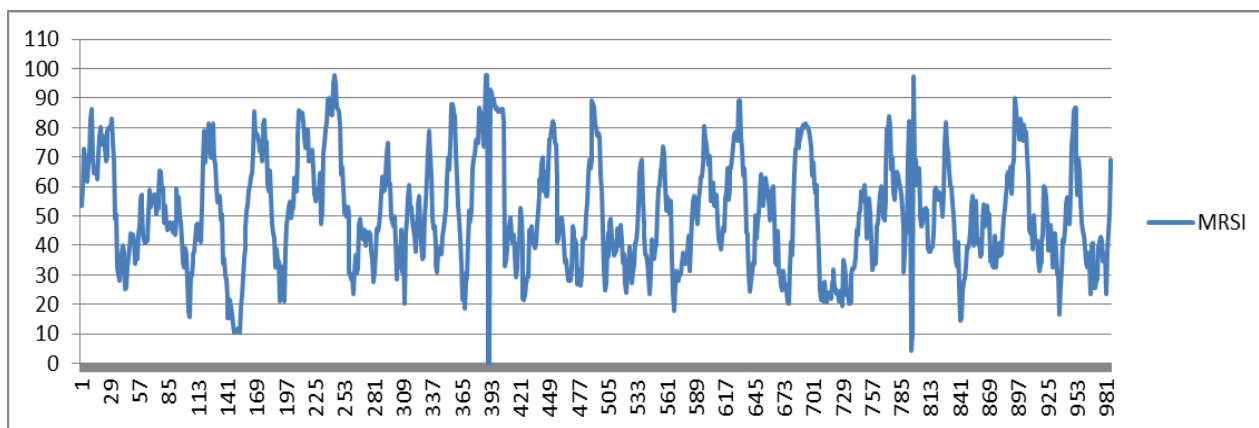
$$ПИВ = \frac{\prod_{i=1}^n (1 + r_i^+)}{\prod_{i=1}^n (1 + r_i^-)}, \quad (3.6)$$

где r_i^+ – положительная доходность, с которой завершилась торговля в минуту i по сравнению с минутой $(i-1)$;

r_i^- – отрицательная доходность, с которой завершилась торговля в минуту i по сравнению с минутой $(i-1)$;

$E(ПИВ) \in [0;100)$.

Правила использования модифицированного индикатора аналогичны правилам для обычного индикатора RSI. Выделяют два граничных значения: 30 и 70. Ниже отметки 30 находится зона «перепроданности»: попадание значения индикатора в эту зону свидетельствует о том, что значения доходности, вероятно, скоро станут положительными (при использовании обычного RSI это равносильно началу роста цены). Выше отметки 70 находится зона «перекупленности»: попадание значения индикатора в эту зону свидетельствует о том, что значения доходности, вероятно, скоро станут отрицательными (при использовании обычного RSI это равносильно началу падения цены). Пример динамики индикатора MRSI показан на рисунке 15.



Источник: составлено автором.

Рисунок 15 - График модифицированного индикатора RSI (MRSI) на выборке из временного ряда одноминутных логарифмических доходностей индекса «S&P 500»

Как видно из рисунка 15, пересечения графиком индикатора линий 30 и 70 происходят достаточно часто, что предполагает большое количество сделок покупки или продажи индекса. Нужно отметить, что в данном случае автоматическая торговая система не открывает или закрывает позиции самостоятельно, а сообщает инвестору о наличии торговой (инвестиционной) возможности. Решение об открытии (закрытии) позиции или отсутствии каких-либо действий инвестор принимает самостоятельно. Поэтому в качестве одной из функций, которые выполняет система, можно выделить инвестиционное консультирование.

Связь между АТС и LSTM-сетью заключается в том, что нейронная сеть «включается» в работу, когда значение индикатора находится в зоне «неопределённости», то есть между линиями 30 и 70. В случае необходимости совершения сделки в ближайшее время и при условии, что значение модифицированного индикатора RSI находится в зоне «неопределённости», трейдер может:

- 1) запустить модель нейронной сети и оценить её параметры на имеющихся данных;
- 2) сделать прогноз на h минут вперед;
- 3) проанализировать прогнозные значения, полученные с помощью нейронной сети, и при наличии устойчивых тенденций в прогнозе принять решение о покупке (продаже) индекса или отказаться от совершения торгового действия.

При прочих равных, наличие у трейдера возможности принять торговое решение, основываясь на прогнозах знаков будущих доходностей, ускоряет процесс принятия решений по сравнению с ситуацией, когда трейдер ждал бы момента выхода значения индикатора из зоны «неопределённости». Тем самым трейдер может получить конкурентное преимущество над другими трейдерами. Используя нейронную сеть, трейдер принимает решение о покупке (продаже) актива или об отказе от торгового действия без участия АТС. Подобная комбинация АТС и нейронной сети представляет собой «торгового советника» – компьютерную программу, предназначенную для оповещения инвестора о наличии или отсутствии выгодной торговой возможности в текущий момент времени. Однако же окончательное решение о совершении или отказе от совершения торгового действия остаётся за трейдером. Необходимо отметить, что при принятии торгового решения объём заявки на покупку (продажу), доступный трейдеру, равен одному индексному контракту. Торговая позиция открывается по завершении текущего момента торговли (текущей минуты, в которую подана заявка).

Завершая описание технологии функционирования системы поддержки принятия решений, можно представить порядок работы с ней как один из этапов реализации метода повышения доходностей высокочастотных сделок в рамках торговли активами. Этот порядок представляет собой последовательность следующих действий:

- 1) выбрать данные по ценам и трансформировать их в логарифмические доходности;
- 2) получить значения модифицированного индикатора RSI по выбранным данным;
- 3) если значения индикатора находятся в зоне «определённости», то принять торговое решение согласно полученному значению индикатора;
- 4) если значение индикатора находится в зоне «неопределённости», при необходимости применить оценённую модель LSTM-сети для получения прогнозных значений доходности и, в случае наличия в прогнозе устойчивых тенденций, принять торговое решение. В случае отсутствия в прогнозе устойчивых тенденций отказаться от торговой активности.

Тестирование системы поддержки принятия решений проводилось на одноминутных доходностях фондовых индексов, не использовавшихся при обучении и проверке качества работы нейронной сети. Период тестирования представлял собой интервал времени с декабря 2019 г. по январь 2020 г. В дальнейшем при описании процесса применения системы поддержки принятия решений на практике будет использовано понятие «торговая стратегия», так как решения, принимаемые инвестором по итогам анализа полученной информации, носят стратегический характер. Программным обеспечением, в котором реализована стратегия, стал табличный процессор Microsoft Excel 2016. Данное средство представляет широкий спектр возможностей для выполнения финансово-статистических вычислений. В качестве бенчмарка для сравнения доходности авторской торговой стратегии выбрана торговая стратегия «buy-and-hold». Следуя данной стратегии, инвестор приобретает актив в начале торгового периода и продаёт его в

момент завершения торговли. Финансовый результат от применения обеих стратегий, выраженный в виде роста или снижения величины начального депозита (в процентах) при торговле каждым представленным индексом, приведён в таблице 11.

Таблица 11 - Финансовый результат торговой стратегии автора и стратегии «buy-and-hold» при торговле фондовыми индексами развитых и развивающихся стран в период с декабря 2019 г. по январь 2020 г.

В процентах

| Индекс | Доходность стратегии автора | Доходность стратегии «buy-and-hold» |
|------------------|-----------------------------|-------------------------------------|
| S&P 500 | 2,84 | 0,07 |
| NASDAQ Composite | -0,99 | 0,26 |
| NIKKEI 225 | 0,77 | -0,76 |
| DAX | 12,13 | -0,12 |
| S&P TSX | 1,18 | 0,39 |
| Hangseng | -1,91 | 0,24 |
| SSE | 1,82 | 0,10 |
| S&P BSE allcap | -0,96 | -0,01 |
| BSE SENSEX | 0,50 | 0,48 |
| Bovespa | 0,75 | 0,73 |
| South Africa 40 | -4,89 | 0,15 |
| VNINDEX | 0,06 | -0,03 |

Источник: составлено автором.

Проанализировав данные из таблицы 11, можно сделать несколько выводов. Во-первых, общий результат заключается в том, что по 8 фондовым индексам из 12 доходность авторской торговой стратегии превысила доходность стратегии-бенчмарка «buy-and-hold». Только по индийскому фондовому индексу «S&P BSE allcap» торговля завершилась с убытком по обеим стратегиям. По 4 из 5 оставшихся фондовых индексов развивающихся стран авторская торговая стратегия принесла более предпочтительный финансовый результат. Аналогичная ситуация наблюдается по 4 из 6 фондовых индексов развитых стран.

Во-вторых, сопоставляя данные из таблицы 11 с данными из таблицы 6, можно заметить, что более высокую доходность можно получить при торговле теми фондовыми индексами, которые имеют более высокую ошибку

моделирования. Например, в группе индексов развитых стран наибольшая доходность в 12,13% получена при торговле индексом «DAX», который имел самую высокую ошибку моделирования, составившую 28,18%, в этой группе. Среди индексов развивающихся стран наилучший результат от торговли размером в 1,82% доходности зафиксирован по индексу «SSE», который имел третью по величине ошибку моделирования, составившую 18,77%, среди фондовых индексов развивающихся стран.

Необходимо отметить, что в рамках торговой стратегии, предложенной автором, с участника торгов взималась комиссия вне зависимости от типа совершённой сделки. Комиссионные сборы, учтённые в стратегии, представляют собой два типа платежей:

- 1) платёж при осуществлении сделки купли-продажи индекса (commission fee);
- 2) платёж при переносе открытой позиции по индексу с текущего торгового дня на следующий (overnight fee).

В целом, вопрос комиссии при торговле на фондовом рынке заслуживает отдельного рассмотрения. Существует ряд научных работ, в которых рассмотрен вопрос о размере комиссии при торговле акциями на фондовом рынке. Однако размер комиссии при торговле фондовыми индексами практически не упоминается. В связи с этим принято решение собрать информацию о размерах комиссии из открытых источников, содержащих данные о деятельности национальных фондовых бирж. Ввиду того, что не вся такая информация является бесплатной для пользователя, принято решение усреднить размер комиссии при торговле на биржах как развитых, так и развивающихся стран. Поэтому размеры комиссионных сборов определены на следующих уровнях:

- 1) средний размер комиссии за одну сделку при торговле фондовыми индексами на биржах развитых экономик составил 2% от разницы в ценах открытия и закрытия позиции. На биржах развивающихся экономик этот показатель составил 3%;

2) размер комиссии при переносе открытой позиции (overnight fee) составил 0,025% от величины депозита на день, в который осуществляется перенос позиции, для всех рассматриваемых фондовых индексов.

Как следствие, заключением, которое можно сделать по итогам анализа данных из таблицы 11, может стать решение о целесообразности использования сформулированной автором торговой стратегии, так как при её использовании по большинству из представленных фондовых индексов получен положительный финансовый результат.

Таким образом, в данном параграфе автором усовершенствована система поддержки принятия решений при торговле активами (фондовыми индексами) на фондовом рынке. Модификация системы поддержки принятия решений заключается в представлении её состава, включающего в себя автоматическую торговую систему, индикатор открытия (закрытия) торговой позиции и оценённую модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти. Проведена апробация системы на рядах логарифмических доходностей выбранных фондовых индексов. Финансовые результаты, полученные по итогам торговли, зафиксированы и сравнены между собой.

Выводы по главе 3

Проведён анализ результатов прогнозирования доходностей фондовых индексов с использованием LSTM-сети. Дана оценка эффективности сделанных прогнозов. Осуществлено сравнение результатов работы модели нейронной сети на данных по фондовым индексам развитых рынков и развивающихся рынков. Выявлены сходства и различия результатов моделирования данных из указанных групп.

В рамках подготовки системы поддержки принятия решений при торговле на фондовом рынке представлена модель АТС-«торгового советника». Описание АТС включает в себя:

- основные требования, предъявляемые к АТС;
- структуру АТС;

- принцип работы созданной АТС;
- основные риски, возникающие на различных этапах жизненного цикла АТС.

Помимо модели АТС, указанная система поддержки принятия решений включает в себя индикатор, используемый в качестве критерия принятия решений в АТС, и обученную модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти. Приведены параметры индикатора.

Система поддержки принятия решений в виде авторской торговой стратегии протестирована на рядах доходностей, ранее не использовавшихся при обучении и тестировании нейронной сети. Период тестирования стратегии составил 1,5 месяца. По завершении тестирования зафиксированы результаты, выраженные в положительной или отрицательной доходности от торговли каждым выбранным индексом. Проведено сравнение полученных результатов с аналогичными результатами, полученными с использованием стратегии «buy-and-hold», сделан вывод о большей предпочтительности авторской торговой стратегии ввиду устойчивой положительной доходности по большему числу индексов, чем у стратегии «buy-and-hold». Затронут вопрос о комиссии при торговле индексами и обоснован выбор того или иного уровня комиссии в зависимости от принадлежности биржи к группе стран с развитой или развивающейся экономикой. Представлено утверждение о возможности практического использования авторской торговой стратегии.

Заключение

В работе исследована способность нейронных сетей долгой краткосрочной памяти моделировать данные с высокочастотных финансовых временных рядов, представляющие собой одноминутные логарифмические доходности фондовых индексов развитых и развивающихся стран. Предполагалось, что вследствие несоответствия фондовых рынков состоянию, описываемому гипотезой эффективного рынка, решение задачи прогнозирования динамики объектов фондовых рынков является нетривиальным и имеет смысл. С учётом того, что фондовые рынки не находятся в состоянии информационной эффективности, в динамике цен (доходностей) объектов, торгуемых на фондовых рынках, наблюдается автокорреляция значений. Ввиду существования автокорреляции значений и изменения её величины с течением времени было принято решение использовать нейронную сеть долгой краткосрочной памяти для моделирования значений доходности фондовых индексов и прогнозирования знаков их будущих величин. В архитектуру данного типа нейронных сетей заложена возможность фильтрации данных, что позволяет использовать для моделирования и прогнозирования релевантную информацию и соответствует принципу постепенного устаревания и снижения ценности информации на фондовом рынке. Кроме этого, в первой главе диссертации рассмотрены альтернативные гипотезы и теории, объясняющие процесс формирования цен (доходностей) на фондовом рынке. Отмечено, что эмпирическое распределение доходностей активов на фондовом рынке отличается от нормального закона и более точно описывается многопараметрическими законами распределения. Также выделены критерии и представлен метод формирования групп стран по типу фондовых рынков в соответствии с выделенными критериями для создания информационной базы данных. База данных для исследования представлена временными рядами доходностей фондовых индексов развитых и развивающихся стран.

Во второй главе изложено содержание концепции прогнозирования доходностей для осуществления торговли на базе высокочастотных финансовых временных рядов. Описан метод повышения доходности торговли активами на фондовых рынках. В рамках указанного метода даны характеристики основным группам прикладных моделей, используемых для моделирования финансовых временных рядов. К ним отнесены модели среднего и волатильности, дифференциальные уравнения, а также нейронные сети как разновидность технологий искусственного интеллекта. В продолжение второй главы сделан акцент на нейронные сети долгой краткосрочной памяти: описана их архитектура и перечислены их преимущества по сравнению с другими архитектурами нейронных сетей. В продолжение представления содержания метода повышения доходности торговли активами на фондовых рынках разработана модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти для прогнозирования высокочастотных данных. С помощью нового инструментального средства проведено моделирование доходностей фондовых индексов с национальных фондовых рынков и оценено качество такого моделирования с использованием авторской метрики. Также сделаны прогнозы знаков будущих величин доходности по всем исследуемым фондовым индексам.

По результатам моделирования и прогнозирования сделаны следующие выводы:

- наблюдается связь между степенью волатильности и точностью моделирования доходностей фондового индекса. Индексы с более низкими значениями коэффициента вариации лучше поддаются моделированию, соответствующие результаты являются более точными;
- наблюдается связь между степенью волатильности и точностью прогнозирования знаков доходностей фондового индекса. Наиболее точные прогнозы сделаны по индексам с более низкой степенью волатильности;

– результаты моделирования данных внутри каждой из групп не являются однородными. Как среди индексов развитых экономик, так и среди индексов развивающихся экономик выявлены существенные расхождения в точности моделирования. С учётом анализа матрицы парной корреляции сделан вывод о том, что более точные результаты прогнозирования наблюдаются по индексам, корреляция между доходностями которых имеет существенное или сильное значение. Иными словами, при более сильном сходстве структур индексов и однородном характере факторов, оказывающих влияние на динамику индексов и акций отдельных компаний, входящих в их состав, наблюдается более высокая точность прогнозирования;

– точность прогнозирования знаков будущих величин доходности фондовых индексов варьируется от 55% до 71%. Средняя точность прогнозов в группе индексов развитых экономик выше, чем в группе индексов развивающихся экономик. При этом точность прогнозов внутри самих групп не является однородной;

– по сравнению с интегрированной моделью авторегрессии и скользящего среднего ARIMA (p;d;q) нейронная сеть долгой краткосрочной памяти дала более точные результаты прогнозирования знаков будущих величин доходности. Это наблюдалось по 9 индексам из 12. Аналогичные результаты получены при сравнении результатов прогнозирования самих величин доходности, полученных по модели нейронной сети долгой краткосрочной памяти, с результатами, полученными по модели простого скользящего среднего.

В третьей главе сформулированы основные подходы к построению системы поддержки принятия решений для торговли фондовыми индексами, включающей в себя автоматическую торговую систему и оценённую модель нейронной сети долгой краткосрочной памяти. В качестве дополнительного элемента системы представлен показатель, разработанный автором. При использовании этого показателя можно определить момент времени, когда

стоит купить или продать фондовый индекс. Теоретические и практические аспекты объединены для построения реальной системы поддержки принятия решений в процессе торговли. Построенная торговая стратегия протестирована на данных по всем 12 фондовым индексам. По завершении тестирования приведены результаты торговли, выраженные в прибыли или убытке инвестора. Торговля по 8 фондовым индексам из 12 завершилась с прибылью и превзошла консервативную стратегию «buy-and-hold».

Общий качественный результат исследования свидетельствует о том, что использование нейронных сетей с алгоритмами адаптивной фильтрации данных позволяет получить более точные результаты моделирования и прогнозирования по сравнению с моделями, в которых отсутствует механизм адаптации. Сформированная вследствие этого торговая система, показавшая свою ценность, может быть использована в качестве инструмента принятия решений участником торгов на фондовом рынке.

В качестве возможных направлений будущих исследований в области применения нейронных сетей на фондовых рынках можно отметить, что построенная модель нейронной сети может быть использована для углубления понимания механизма функционирования фондового рынка. В частности, более подробного рассмотрения заслуживают алгоритмы адаптивной фильтрации, позволяющие избавиться от «шумовой» компоненты. «Шумовая» компонента оказывает влияние на процесс ценообразования на фондовом рынке. В дополнение к указанному материалу следует добавить, что параметры и характеристики наиболее точных моделей нейронных сетей могут быть использованы в областях, смежных с фондовыми рынками, для объяснения механизма действий лица, принимающего решения.

Список литературы

Книги, монографии, учебные пособия

1. Афанасьева, Т.В. Прогнозирование временных рядов: нечёткие модели / Т.В. Афанасьева, А.М. Наместников, Н.Г. Перфильева [и др.] ; под научной редакцией Н.Г. Ярушкиной. – Ульяновск : УлГТУ, 2014. – 145 с. – ISBN 978-5-9795-1316-4.
2. Вейценбаум, Дж. Возможности вычислительных машин и человеческий разум: От суждений к вычислениям / Дж. Вейценбаум ; перевод с английского И.Б. Гуревича. – Москва : Радио и связь, 1982. – 368 с. – ISBN отсутствует.
3. Крянев, А.В. Математические методы обработки неопределённых данных / А.В. Крянев, Г.В. Лукин. – Москва : Физматлит, 2006. – 216 с. – ISBN 5-9221-0724-0.
4. Минский, М. Перцептроны / М. Минский, С. Пейперт ; перевод с английского Г.Л. Гимельфарба и В.М. Шарыпанова ; под редакцией В.А. Ковалевского. – Москва : Мир, 1971. – 261 с. – ISBN отсутствует.
5. Мэрфи, Д.Дж. Технический анализ фьючерсных рынков. Теория и практика / Дж.Д. Мэрфи ; перевод с английского О. Новицкой и В. Сидорова. – Москва : Альпина Паблишер, 2015. – 610 с. – ISBN 978-5-9614-5332-4.
6. Одинцов, Б.Е. Модели и проблемы интеллектуальных систем: монография / Б.Е. Одинцов. – Москва : ИНФРА-М, 2020. – 218 с. – ISBN 978-5-16-015839-6.
7. Ожегов, С.И. Толковый словарь русского языка: 80000 слов и фразеологических выражений / С.И. Ожегов, Н.Ю. Шведова ; Российская АН ; Российский фонд культуры ; – 3-е издание, стереотипное исправленное и дополненное. – Москва : АЗЪ, 1995. – 928 с. – ISBN 5-85632-008-8.
8. Пиаже, Ж. Избранные психологические труды: Психология интеллекта. Генезис числа у ребенка. Логика и психология / Ж. Пиаже ;

перевод с французского – Москва : Просвещение, 1969. – 659 с.
– ISBN отсутствует.

9. Саймон, Г.А. Науки об искусственном / Г.А. Саймон ; перевод с английского Э.Л. Наппельбаума. – 2-е издание. – Москва : УРСС, 2004. – 140 с. – ISBN 5-354-00759-3.

10. Трегуб, И.В. Технический анализ финансовых рынков : учебник / И.В. Трегуб. – Москва : Финансовый университет, 2013 – 224 с. – ISBN 978-5-7942-0993-8.

11. Ушаков, Д.В. Интеллект: структурно – динамическая теория / Д.В. Ушаков. – Москва : Институт психологии РАН, 2003. – 262 с. – ISBN 5-9270-0050-9.

12. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин ; 2-е издание ; перевод с английского. – Санкт-Петербург : ООО «Диалектика», 2020. – 1104 с. – ISBN 978-5-907144-22-4.

13. Aldridge, I. High – Frequency Trading: a Practical Guide to Algorithmic Strategies and Trading Systems / I. Aldridge. – New York : Wiley, 2010. – 339 p. – ISBN 978-0470563762.

14. Anderson, J.A. Neurocomputing: Foundations of Research / J.A. Anderson, E. Rosenfeld. - Cambridge : MIT Press, 1988. – 729 p. – ISBN 978-0-262-01097-9.

15. Bishop, C.M. Neural Networks for Pattern Recognition / C.M. Bishop. – New York : Oxford University Press, 1995 – 483 p. – ISBN 978-0-19-853864-6.

16. Chan, E.P. Algorithmic Trading: Winning Strategies and Their Rationale / E.P. Chan. – New Jersey : Wiley, 2013. – 225 p. – ISBN 978-1-118-46014-6.

17. Chan, E.P. Quantitative Trading / E.P. Chan. – New Jersey : Wiley, 2009. – 204 p. – ISBN 978-0-470-28488-9.

18. Cochrane, J. Asset Pricing / J. Cochrane ; revised edition. – New Jersey : Princeton University Press, 2005. – 552 p. – ISBN 978-0691121376.

19. Dacorogna, M. An Introduction to High-Frequency Finance / M. Dacorogna, R. Gencay, U.A. Muller [etc.] ; 1st edition. – California : Academic Press, 2001. – 383 p. – ISBN 978-0122796715.
20. Easley, D. High-Frequency Trading. New Realities for Traders, Markets and Regulators / D. Easley, N. Lopez de Prado, M. O'Hara. – London : Risk Books, 2013. – 256 p. – ISBN 978-1-78272-009-6.
21. Graham, B. Security Analysis / B. Graham, D. Dodd ; 6th edition. – McGraw-Hill Education, 2008. – 700 p. – ISBN 978-0071592536.
22. Hebb, D.O. The Organization of Behavior: a Neuropsychological Theory / D.O. Hebb. – Taylor & Francis, 2002. – 335 p. – ISBN 978-0805843002.
23. Hertz, J.A. Introduction to the Theory of Neural Computation / J.A. Hertz, A.S. Krogh, R.G. Palmer ; 1st edition. Santa Fe Institute Series : CRC Press, 1991. – 352 p. – ISBN 978-0201515602.
24. Hurst, H.E. Long-Term Storage: an Experimental Study / H.E. Hurst, R.P. Black, Y.M. Simaika. – London : Constable. – 1965. – 145 p. – ISBN отсутствует.
25. Kahneman, D. Judgement under Uncertainty: Heuristics and Biases / D. Kahneman, P. Slovic, A. Tversky. – New York : Cambridge University Press. – 1982. – 555 p. – ISBN 978-0521240642.
26. Keynes, J.M. The General Theory of Employment, Interest and Money / J.M. Keynes. – Orlando : Harcourt Brace Jovanovich, Publishers. – 1953. – 416 p. – ISBN 0-15-634711-3.
27. Malkiel, B. «Efficient Market Hypothesis» in Newman, P., M. Milgate and J. Eatwell (eds.). New Palgrave Dictionary of Money and Finance / B. Malkiel. – London : Macmillan, 1992. – 860 p. – ISBN 978-1-349-11721-5.
28. Mandelbrot, B. Fractals: Form, Chance and Dimension / B. Mandelbrot. – San-Francisco : W.H. Freeman & Company, 1977. – 365 p. – ISBN 978-0716704737.
29. Mandelbrot, B. Fractal Geometry of Nature / B. Mandelbrot. – San-Francisco : Times Books, 1983. – 468 p. – ISBN 978-0716711865.

30. Mandelbrot, B. The (Mis)Behavior of Markets: a Fractal View of Risk, Ruin and Reward / B. Mandelbrot, R.L. Hudson. – Profile Books, 2010. – 352 p. – ISBN 9781847651556.

31. Patton, A. Quantitative Finance / A. Patton. – London : University of London, 2015. – 256 p. – ISBN отсутствует.

32. Peters, E. Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics / E. Peters. – New York : Wiley, 1994. – 336 p. – ISBN 978-0-471-58524-4.

33. Soros, G. The Alchemy of Finance / G. Soros ; 2nd edition. – Wiley, New York : Wiley, 2007. – 391 p. – ISBN 978-047144549-4.

34. Thaler, R.H. Advances in Behavioral Finance / R.H. Thaler. – New York : Russell Sage Foundation, 1993. – 624 p. – ISBN 978-0-87154-844-3.

35. Trippi R.R. Neural Networks in Finance and Investing: Using Artificial Intelligence to Improve Real-World Performance / R.R. Trippi, E. Turban. – Probus Pub Co, 1993. – 513 p. – ISBN 978-1557384522.

Нормативные правовые акты

36. Национальная стратегия развития искусственного интеллекта на период до 2030 г. Утверждена указом Президента Российской Федерации от 10 октября 2019 г. №490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации». – Текст : электронный. – URL: <http://www.kremlin.ru/acts/bank/44731> (дата обращения: 15.07.2021).

37. Российская Федерация. Законы. О рынке ценных бумаг : федеральный закон [принят Государственной Думой 20 марта 1996 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_10148/ (дата обращения: 24.06.2020).

Электронные ресурсы

38. Regulatory Issues Raised by the Impact of Technological Changes on Market Integrity and Efficiency. Consultation report. – Technical Committee of the

International Organization of Securities Commissions (IOSCO). – July 2011.
– 60 p. – Текст : электронный. –
URL: <https://www.iosco.org/library/pubdocs/pdf/IOSCOPD354.pdf> (дата обращения: 10.08.2020).

39. World Economic Outlook: Global Manufacturing Downturn, Rising Trade Barriers. – International Monetary Fund. – October 2019. – 207 p. – Текст : электронный. – URL: <https://www.imf.org/en/Publications/WEO/Issues/2019/10/01/world-economic-outlook-october-2019> (дата обращения: 15.02.2020).

40. World Economic Situation and Prospects. Report of the United Nations Department of Economic and Social Affairs, the United Nations Conference on Trade and Development and five United Nations regional commissions. – United Nations. – 2019. – 246 p. – Текст : электронный. – URL: https://www.un.org/development/desa/dpad/wpcontent/uploads/sites/45/WESP2019_BOOK-web.pdf (дата обращения: 19.05.2019).

41. Bloomberg Informational and Analytical System (Terminal) : [сайт]. – URL: <http://bloomberg.com/europe> (дата обращения: 02.03.2020). – Текст : электронный.

42. Организация Объединенных Наций (ООН) : [сайт]. – URL: <http://un.org> (дата обращения: 19.05.2019). – Текст : электронный.

43. Репозиторий группы Всемирного банка : [сайт]. – URL: <http://data.worldbank.org> (дата обращения: 26.06.2019). – Текст : электронный.

44. Международный валютный фонд : [сайт]. – URL: <http://imf.org/en/Home> (дата обращения: 15.02.2020). – Текст : электронный.

Диссертации

45. Побединский, А.В. Автоматические торговые системы на рынке ценных бумаг : специальность 08.00.10 «Финансы, денежное обращение и кредит» : диссертация на соискание ученой степени кандидата экономических

наук / Побединский Алексей Викторович; РЭА им. Г.В. Плеханова. – Москва, 2008. – 141 с. – Библиогр.: с. 118-126.

Статьи

46. Арьков, В.Ю. К вопросу об устойчивости алгоритмической торговой системы / В.Ю. Арьков, А.М. Шамсиева // Финансовая аналитика: проблемы и решения. – 2011. – № 29 (71). – С. 22-31. – ISSN 2073-4484.

47. Бугорский, В.Н. Использование нейронных сетей для моделирования прогноза котировок ценных бумаг / В.Н. Бугорский, А.Г. Сергиенко // Прикладная информатика. – 2008. – № 3 (15). – С. 3-11. – ISSN 1993-8314.

48. Имаев, Д.Д. Моделирование и оптимизация систем автоматической торговли финансовыми инструментами / Д.Д. Имаев, Д.Х. Имаев // Инновации. – 2017. – № 2 (220). – С. 123-128. – ISSN 2071-3010.

49. Калайдин, Е.Н. Оценка риска в рамках гипотезы фрактального рынка / Е.Н. Калайдин, М.С. Дюдин // Финансы и кредит. – 2013. – № 22 (550). – С. 31-34. – ISSN 2071-4688.

50. Лабусов, М.В. Нейронные сети долгой краткосрочной памяти и их использование для моделирования финансовых временных рядов / М.В. Лабусов // Инновации и инвестиции. – 2020. – № 3. – С. 167-171. – ISSN 2307-180X.

51. Лабусов, М.В. Обзор моделей анализа и прогнозирования высокочастотных финансовых временных рядов / М.В. Лабусов // Экономика и предпринимательство. – 2019. – № 6 (107). – С. 1256-1258. – ISSN 1999-2300.

52. Ларичев, О.И. Системы поддержки принятия решений: современное состояние и перспективы развития / О.И. Ларичев, А.Б. Петровский // Итоги науки и техники. Серия: Техническая кибернетика. – Москва : ВИНТИ, 1987. – Том 21. – С. 131-164. – ISSN отсутствует.

53. Леонов, Е.Н. Метод машинного обучения на графических данных / Е.Н. Леонов, В.Н. Поляков // Ученые записки Казанского государственного университета. Серия: Физико-математические науки. – 2007. – № 2. Том 149. – С. 92-104. – ISSN 2541-7746.

54. Пырлик, В.Н. Моделирование длительности в анализе высокочастотных финансовых временных рядов / В.Н. Пырлик // Новосибирск : Вестник НГУ. Серия: социально-экономические науки. – 2007. – № 3. Том 7. – С. 122-137. – ISSN 1818-7862.

55. Седелев, Б.В. Надежность прогнозирования временных рядов и вопросы «разладки» их регрессионных моделей / Б.В. Седелев // Экономика и математические методы. – 2000. – № 1. – С. 145-147. – ISSN 0424-7388.

56. Федорова, Е.А. Методология оценки изменения информационной эффективности фондового рынка / Е.А. Федорова, Е.В. Гиленко // Финансы и кредит. – 2008. – № 33 (321). – С. 32-40. – ISSN 2071-4688.

57. Agraval, A. Anomalies or Illusions? Evidence from Stock Markets in Eighteen Countries / A. Agraval, K. Tandon // Journal of International Money and Finance. – 1994. – № 1. Volume 13. – P. 83-106. – ISSN 0261-5606.

58. Anderson, N. The Fractal Market Hypothesis and Its Implications for the Stability of Financial Markets / N. Anderson, J. Noss // Bank of England Financial Stability Paper. – 2013. – № 23. – P. 1-22. – ISSN отсутствует.

59. Arrow, K.J. Existence of an Equilibrium for a Competitive Economy / K.J. Arrow, G. Debreu // Econometrica. – 1954. – № 3. Volume 22. – P. 265-290. – ISSN 0012-9682.

60. Bachelier, L.M. Theorie de la Speculation / L.M. Bachelier // Annales scientifiques de l'École Normale Supérieure. – 1900. – № 3. Volume 17. – P. 21-86. – ISSN отсутствует.

61. Baker, M. Investor Sentiment in the Stock Market / M. Baker, J. Wurgler // Journal of Economic Perspectives. – 2007. – № 2. Volume 21. – P. 129-152. – ISSN 0895-3309.

62. Banz, R.W. The Relationship between Return and Market Value of Common Stocks / R.W. Banz // Journal of Financial Economics. – 1981. – № 1. Volume 9. – P. 3-18. – ISSN 0304-405X.
63. Barberis, N. A Model of Investor Sentiment / N. Barberis, A. Schleifer, R. Vishny // Journal of Financial Economics. – 1998. – Volume 49. – № 3. Volume 49. – P. 307-343. – ISSN 0304-405X.
64. Barndorff-Nielsen, O.E. Power and Bipower Variation with Stochastic Volatility and Jumps / O.E. Barndorff-Nielsen, N. Shephard // Journal of Financial Econometrics. – 2004. – № 1. Volume 2. – P. 1-37. – ISSN 1479-8409.
65. Baron, M. The Trading Profits of High-Frequency Traders / M. Baron, J. Brogaard, A. Kirilenko // SSRN Electronic Journal. – 2012. – P. 1-57. – ISSN 1556-5068.
66. Basu, S. Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price – Earnings Ratios: a Test of the Efficient Market Hypothesis / S. Basu // The Journal of Finance. – 1997. – № 3. Volume 32. – P. 663-682. – ISSN 0022-1082.
67. BenSaida, A. Noisy Chaos in Intraday Financial Data: Evidence from the American Index / A. BenSaida // Applied Mathematics and Computation. – 2014. – № 226. – P. 258-265. – ISSN 0096-3003.
68. Black, F. Noise / F. Black // Journal of Finance. – 1986. – № 3. Volume 41. – P. 529-543. – ISSN 0022-1082.
69. Bollerslev, T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity / T. Bollerslev // Journal of Econometrics. – 1986. – № 3. Volume 31. – P. 307-327. – ISSN 0304-4076.
70. Brav, A. Competing Theories of Financial Anomalies / A. Brav, J.B. Heaton // The Review of Financial Studies. – 2002. – № 2. Volume 15. – P. 575-606. – ISSN 0893-9454.
71. Breeden, D.T. An Intertemporal Asset Pricing Model with Stochastic Consumption and Investment Opportunities / D.T. Breeden // Journal of Financial Economics. – 1979. – № 3. Volume 7. – P. 265-296. – ISSN 0304-405X.

72. Brogaard, J. High-Frequency Trading and the Execution Costs of Institutional Investors / J. Brogaard, T. Hendershott, S. Hunt [etc.] // Foresight, Government Office for Science. – 2013. – 50 p. – ISSN *отсутствует*.

73. Calderon, T. A Roadmap for Future Neural Research in Auditing and Risk Assessment / T. Calderon, J.J. Cheh // International Journal of Accounting Information Systems. – 2003. – № 4. Volume 3. – P. 203-236. – ISSN 1467-0895.

74. Changeux, J.P. Selective Stabilization of Developing Synapses as a Mechanism for the Specification of Neural Networks / J.P. Changeux, A. Danchin // Nature. – 1976. – № 264. – P. 705-712. – ISSN 0028-0836.

75. Chatterjee, S. Chaos, Fractals and Statistics / S. Chatterjee, M.R. Yilmaz // Statistical Science. – 1992. – № 1. Volume 7. – P. 48-68. – ISSN 0883-4237.

76. Cont, R. Empirical Properties of Asset Returns: Stylized Facts and Statistical Issues / R. Cont // Quantitative Finance. – 2001. – № 1. – P. 223-236. – ISSN 1469-7688.

77. Daniel, K. Evidence on the Characteristics of Cross – Sectional Variation in Stock Returns / K. Daniel, S. Titman // The Journal of Finance. – 1997. – № 1. Volume 52. – P. 1-33. – ISSN 0022-1082.

78. Daniel, K. Investor Psychology and Security Market Under- and Overreactions / K. Daniel, D. Hirshleifer, A. Subrahmanyam // The Journal of Finance. – 1998. – № 6. Volume 53. – P. 1839-1885. – ISSN 0022-1082.

79. Davidson, W.N. The Impact of Announcements of Corporate Illegality on Shareholders Returns / W.N. Davidson, D.L. Worrell // The Academy of Management Journal. – 1988. – № 1. Volume 31. – P. 195-200. – ISSN 0001-4273.

80. DeBondt, W.F.M. Does the Stock Market Overreact? / W.F.M. DeBondt, R. Thaler // The Journal of Finance. – 1985. – № 3. Volume 40. – P. 793-805. – ISSN 0022-1082.

81. De Gooijer, J.G. 25 Years of Time Series Forecasting / J.G. De Gooijer, R.J. Hyndman // *International Journal of Forecasting*. – 2006. – № 3. Volume 22. – P. 443-473. – ISSN 0169-2070.
82. Engle, R.F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation / R.F. Engle // *Econometrica*. – 1982. – № 4. Volume 50. – P. 987-1008. – ISSN 0012-9682.
83. Fama, E. Efficient Capital Markets: a Review of Theory and Empirical Work / E. Fama // *Journal of Finance*. – 1969. – № 2. Volume 25. – Papers and proceedings of the twenty – eight annual meeting of the American finance association. – New York. – P. 383-417. – ISSN 0022-1082.
84. Fama, E. The Cross – Section of Expected Stock Returns / E. Fama, K. French // *The Journal of Finance*. – 1992. – № 2. Volume 47. – P. 427-465. – ISSN 0022-1082.
85. Fama, E. Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies / E. Fama, K. French // *The Journal of Finance*. – 1996. – № 1. Volume 51. – P. 55-84. – ISSN 0022-1082.
86. Ferson, W.E. Conditioning Variables and the Cross – Section of Stock Returns / W.E. Ferson, C.R. Harvey // *The Journal of Finance*. – 1999. – № 4. Volume 54. – P. 1325-1360. – ISSN 0022-1082.
87. Gao, G. Long Memory or Regime Switching in Volatility? Evidence from High-Frequency Returns on the U.S. Stock Indices / G. Gao, K.-Y. Ho, Y. Shi // *Pacific-Basin Finance Journal*. – 2020. – Volume 61. – P. 1-20. – ISSN 0927-538X.
88. Grossman, S.J. On the Impossibility of Informationally Efficient Markets / S.J. Grossman, J.E. Stiglitz // *The American Economic Review*. – 1980. – № 3. Volume 70. – P. 393-408. – ISSN 0002-8282.
89. Hansen, K.B. The Virtue of Simplicity: on Machine Learning Models in Algorithmic Trading / K.B. Hansen // *Big Data & Society*. – 2020. – № 1. Volume 7. – P. 1-14. – ISSN 2053-9517.

90. Hansen, P.R. A Forecast Comparison of Volatility Models: Does Anything Beat a GARCH (1,1)? / P.R. Hansen, A. Lunde // *Journal of Applied Econometrics*. – 2005. – № 7. Volume 20. – P. 873-889. – ISSN 0883-7252.
91. Heston, S.L. A Closed-Form Solution for Options with Stochastic Volatility with Applications to Bond and Currency Options / S.L. Heston // *The Review of Financial Studies*. – 1993. – № 2. Volume 6. – P. 327-343. – ISSN 0893-9454.
92. Hochreiter, S. Long Short-Term Memory / S. Hochreiter, J. Schmidhuber // *Neural Computation*. – 1997. – № 8. Volume 9. – P. 1735-1780. – ISSN 0899-7667.
93. Hong, H. A Unified Theory of Underreaction, Momentum Trading, and Overreaction in Asset Markets / H. Hong, J.C. Stein // *The Journal of Finance*. – 1999. – № 6. Volume 54. – P. 2143-2184. – ISSN 0022-1082.
94. Hopfield, J.J. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities / J.J. Hopfield // *Proceedings of National Academy of Sciences of the United States of America*. – 1982. – № 8. Volume 79. – P. 2554-2558. – ISSN 0027-8424.
95. Hopfield, J.J. Learning Algorithms and Probability Distributions in Feed-Forward and Feed-Back Networks / J.J. Hopfield // *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*. – 1987. – № 23. Volume 84. – P. 8429-8433. – ISSN 0027-8424.
96. Hinton, G. Distilling the Knowledge in a Neural Network / G. Hinton, O. Vinyals, J. Dean // *NIPS 2014 Deep Learning Workshop*. – 2014. – P. 1-9. – ISSN отсутствует.
97. Hsieh, D.A. Chaos and Nonlinear Dynamics: Application to Financial Markets / D.A. Hsieh // *The Journal of Finance*. – 1991. – № 5. Volume 46. – P. 1839-1877. – ISSN 0022-1082.
98. Huang, W. Forecasting Stock Market Movement Direction with Support Vector Machine / W. Huang, Y. Nakamori, S.-Y. Wang // *Computers &*

Operations Research. – 2005. – № 10. Volume 32. – P. 2513-2522.
– ISSN 0305-0548.

99. Ibrahim, S.N.I. Geometric Fractional Brownian Motion for Commodity Market Simulation / S.N.I. Ibrahim, M. Misiran, M.F. Laham // Alexandria Engineering Journal. – 2021. – № 1. Volume 60. – P. 955-962. – ISSN 1110-0168.

100. Jegadeesh, N. Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency / N. Jegadeesh, S. Titman // The Journal of Finance. – 1993. – № 1. Volume 48. – P. 65-91. – ISSN 0022-1082.

101. Jensen, M. Some Anomalous Evidence Regarding Market Efficiency / M. Jensen // Journal of Financial Economics. – 1978. – № 2 / 3. Volume 6. – P. 95-101. – ISSN 0304-405X.

102. Kabasinkas, A. Mixed – Stable Models for Analyzing High – Frequency Financial Data / A. Kabasinkas, L. Sakalauskas, E. Sun, I. Belovas // Journal of Computational Analysis and Applications. – 2012. – № 7. Volume 14. – P. 1210-1226. – ISSN 1521-1398.

103. Kiehling, H. Nonlinear and Chaotic Dynamics and Its Application to Historical Financial Markets / H. Kiehling // Historical Social Research. – 1996. – № 2. Volume 21. – P. 3-47. – ISSN 0172-6404.

104. Krauss, C. Deep Neural Networks, Gradient-Boosted Trees, Random Forests: Statistical Arbitrage on the S&P 500 / C. Krauss, X.A. Do, N. Huck // European Journal of Operational Research. – 2017. – № 2. Volume 259. – P. 689-702. – ISSN 0377-2217.

105. Kwon, Y.-K. A Hybrid Neurogenetic Approach for Stock Forecasting / Y.-K. Kwon, B.-R. Moon // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2007. – № 3. Volume 18. – P. 851-864. – ISSN 1045-9227.

106. Lakonishok, J. Contrarian Investment, Extrapolation, and Risk / J. Lakonishok, A. Schleifer, R. Vishny // The Journal of Finance. – 1994. – № 5. Volume 49. – P. 1541-1578. – ISSN 0022-1082.

107. Llewellyn, D.T. Financial Regulation: a Perspective from the United Kingdom / D.T. Llewellyn // *Journal of Financial Services Research*. – 1999. – № 2 / 3. Volume 16. – P. 309-317. – ISSN 0920-8550.
108. Mandelbrot, B. Fractals and an Art for the Sake of Science / B. Mandelbrot // *Leonardo. Supplemental Issue. Computer art in context: SIGGRAPH '89 Art Show Catalog*. – 1989. – Volume 2. – P. 21-24. – ISSN 0024-094X.
109. Mandelbrot, B. The Variation of Certain Speculative Prices / B. Mandelbrot // *The Journal of Business*. – 1963. – № 4. Volume 36. – P. 394-419. – ISSN 0021-9398.
110. Mankiw, G.N. Risk and Return: Consumption beta Versus Market Beta / G.N. Mankiw, D.M. Shapiro // *The Review of Economics and Statistics*. – 1986. – № 3. Volume 68. – P. 452-459. – ISSN 0034-6535.
111. Marcek, D. Forecasting of Financial Data: a Novel Fuzzy Logic Neural Network Based on Error-Correction Concepts and Statistics / D. Marcek // *Complex & Intelligent Systems*. – 2018. – № 2. Volume 4. – P. 95-104. – ISSN 2199-4536.
112. McCulloch, W.S. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity / W.S. McCulloch, W. Pitts // *The Bulletin of Mathematical Biophysics*. – 1943. – № 5. – P. 115-133. – ISSN 0007-4985.
113. Merton, R.C. An Intertemporal Capital Asset Pricing Model / R.C. Merton // *Econometrica*. – 1973. – № 5. Volume 41. – P. 867-887. – ISSN 0012-9682.
114. Moghar, A. Stock Market Prediction Using LSTM Recurrent Neural Network / A. Moghar, M. Hamiche // *Procedia Computer Science*. – 2020. – Volume 170. – P. 1168-1173. – ISSN 1877-0509.
115. Mykland, P.A. ANOVA for Diffusions and Ito Processes / P.A. Mykland, L. Zhang // *The Annals of Statistics*. – 2006. – № 4. Volume 34. – P. 1931-1963. – ISSN 0090-5364.

116. Nayak, S.C. Estimating Stock Closing Indices Using a GA-Weighted Condensed Polynomial Neural Network / S.C. Nayak, B. Misra // *Financial Innovation*. – 2018. – № 21. Volume 4. – P. 1-22. – ISSN 2199-4730.
117. Ortega, L. A Neuro-Wavelet Model for the Short-Term Forecasting of High-Frequency Time Series of Stock Returns / L. Ortega, K. Khashanah // *Journal of Forecasting*. – 2014. – № 2. Volume 33. – P. 134-146. – ISSN 0277-6693.
118. Poterba, J.M. Mean Reversion in Stock Prices: Evidence and Implications / J.M. Poterba, L.H. Summers // *Journal of Financial Economics*. – 1998. – № 1. Volume 22. – P. 27-59. – ISSN 0304-405X.
119. Reboredo, J.C. Nonlinearity in Forecasting of High-Frequency Stock Returns / J.C. Reboredo, J.M. Matias, R. Garcia-Rubio // *Computational Economics*. – 2012. – № 3. Volume 40. – P. 245-264. – ISSN 0927-7099.
120. Ren, F. Recurrence Interval Analysis of High-frequency Financial returns and Its Application to Risk Estimation / F. Ren, W.-X. Zhou // *New Journal of Physics*. – 2010. – Volume 12. – P. 1-16. – ISSN 1367-2630.
121. Rajab, S. An Interpretable Neuro-Fuzzy Approach to Stock Price Forecasting / S. Rajab, V. Sharma // *Soft Computing – A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*. – 2019. – № 3. Volume 23. – P. 921-936. – ISSN 1432-7643.
122. Rosenblatt, F. The Perceptron: a Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain / F. Rosenblatt // *Psychological Review*. – 1958. – № 6. Volume 65. – P. 386-408. – ISSN 0033-295X.
123. Ross, S.A. The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing / S.A. Ross // *Journal of Economic Theory*. – 1976. – № 3. Volume 13. – P. 341-360. – ISSN 0022-0531.
124. Samuelson, P. Rational Theory of Warrant Pricing / P. Samuelson // *Industrial Management Review*. – 1965. – № 2. Volume 6. – P. 13-39. – ISSN 0884-8211.

125. Scheinkman, J.A. Nonlinear Dynamics and Stock Returns / J.A. Scheinkman, B. LeBaron // The Journal of Business. – 1989. – № 3. Volume 62. – P. 311-337. – ISSN 0021-9398.
126. Schiller, R.J. Do Stock Prices Move Too Much to be Justified by Subsequent Changes in Dividends? / R.J. Schiller // The American Economic Review. – 1981. – № 3. Volume 71. – P. 421-436. – ISSN 0002-8282.
127. Schiller, R.J. From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance / R.J. Schiller // The Journal of Economic Perspectives. – 2003. – № 1. Volume 17. – P. 83-104. – ISSN 0895-3309.
128. Senapati, M.R. A Novel Model for Stock Price Prediction Using Hybrid Neural Network / M.R. Senapati, S. Das, S. Mishra // Journal of the Institution of Engineers (India): Series B. – 2018. – № 6. Volume 99. – P. 555-563. – ISSN 2250-2106.
129. Shefrin, H. Behavioral Capital Asset Pricing Theory / H. Shefrin, M. Statman // The Journal of Financial and Quantitative Analysis. – 1994. – № 3. Volume 29. – P. 323-349. – ISSN 0022-1090.
130. Soloviev, V.I. Efficiency of Neural Networks in Forecasting Problems / V.I. Soloviev, V.A. Ivanyuk // Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. – Proceedings of 2019 12th international conference «Management of large-scale system development», MLSD. – 2019. – ISSN отсутствует.
131. Sornette, D. Empirical Distributions of Stock Returns: Between the Stretched Exponential and the Power Law? / D. Sornette, Y. Malevergne, V. Pisarenko // Quantitative Finance. – 2005. – № 4. Volume 5. – P. 379-401. – ISSN 1469-7688.
132. Stent, G.S. A Physiological Mechanism for Hebb's Postulate of Learning / G.S. Stent // Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. – 1973. – № 4. Volume 70. – P. 997-1001. – ISSN 0027-8424.

133. Stout, L.A. The Unimportance of Being Efficient: an Economic Analysis of Stock Market Pricing and Securities Regulation / L.A. Stout // Michigan Law Review. – 1988. – № 3. Volume 87. – P. 613-709. – ISSN 0026-2234.

134. Swicegood, P. Off-Site Monitoring Systems for Prediction Bank Underperformance: a Comparison of Neural Networks, Discriminant Analysis and Professional Human Judgement / P. Swicegood, J.A. Clark // Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management. – 2001. – № 3. Volume 10. – P. 169-186. – ISSN 2160-0074.

135. Tao, M. Optimal Sparse Volatility Matrix Estimation for High-Dimensional Ito Processes with Measurement Errors / M. Tao, Y. Wang, H.H. Zhou // The Annals of Statistics. – 2013. – № 4. Volume 41. – P. 1816-1864. – ISSN 0090-5364.

136. Timmermann, A. Efficient Market Hypothesis and Forecasting / A. Timmermann, C.W.J. Granger // International Journal of Forecasting. – 2004. – № 1. Volume 20. – P. 15-27. – ISSN 0169-2070.

137. Tran, D.T. Temporal Attention-Augmented Bilinear Network for Financial Time Series Data Analysis / D.T. Tran, A. Iosifidis, J. Kannianen [etc.] // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. – 2019. – № 5. Volume 30. – P. 1407-1418. – ISSN 2162-237X.

138. Wei, W. Multi – Channel LSTM with Different Time Scales for Foreign Exchange Rate Prediction / W. Wei, P. Li // Proceedings of the International Conference on Advanced Information Science and System. – 2019. – № 28. – P. 1-7. – ISSN отсутствует.

139. Zeeman, E.C. On the Unstable Behaviour of Stock Exchanges / E.C. Zeeman // Journal of Mathematical Economics. – 1974. – № 1. Volume 1. – P. 39-49. – ISSN 0304-4068.

140. Zeng, X.-C. A New Simple Tree Approach for the Heston`s Stochastic Volatility Model / X.-C. Zeng, S.-P. Zhu // Computers and Mathematics with Applications. – 2019. – № 6. Volume 78. – P. 1993-2010. – ISSN 0898-1221.

141. Zeng, Y. A Stock Price Fluctuation Forecast Model Based on LSTM / Y. Zeng, X. Liu // 14th International Conference on Semantics, Knowledge and Grids (SKG). – 2018. – P. 261-264. – ISSN 2325-0623.

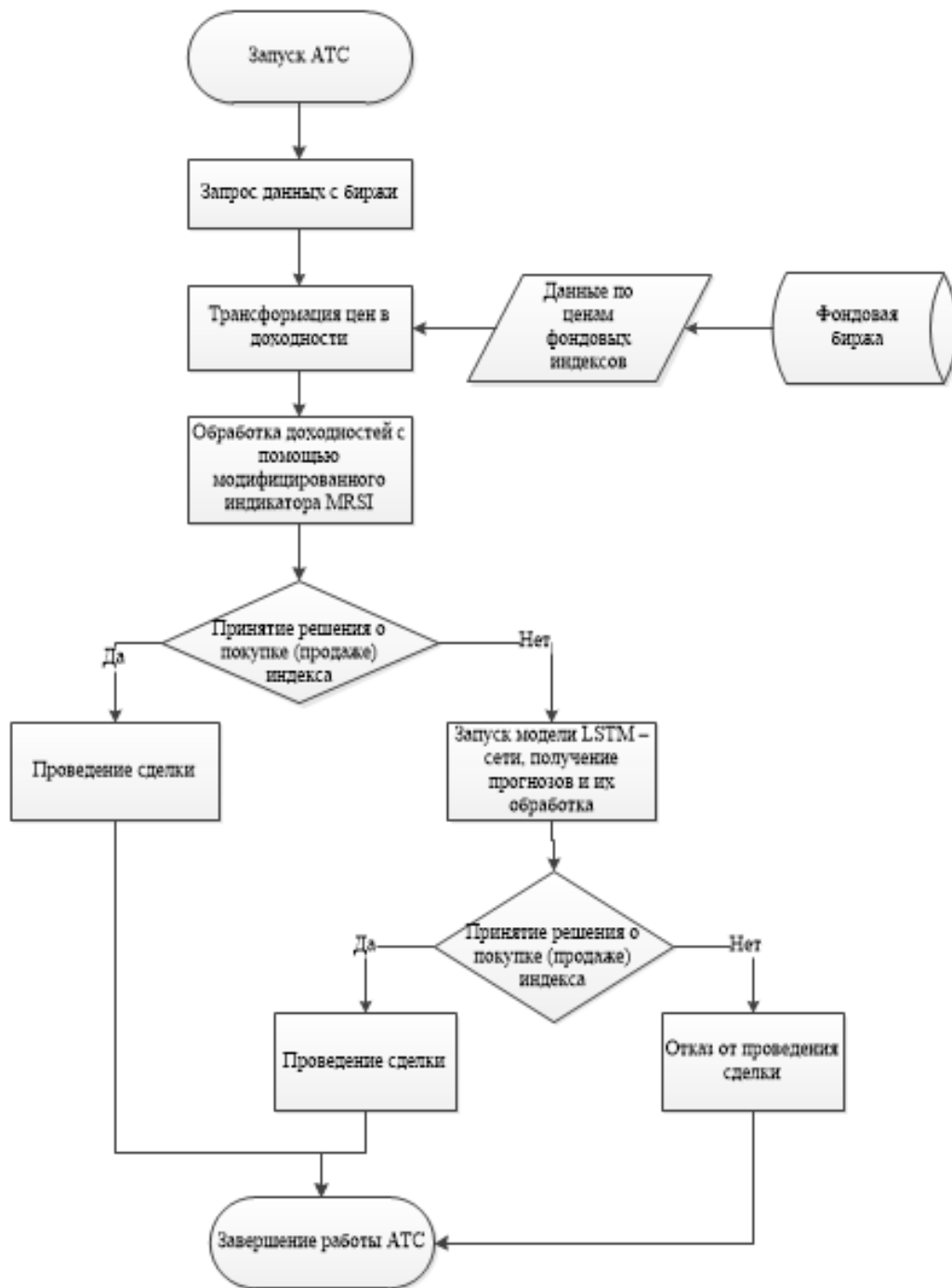
142. Zhang, X. Improving ARMA-GARCH Forecasts for High Frequency Data with Regime-Switching ARMA-GARCH / X. Zhang, R. Frey // Journal of Computational Analysis & Applications. – 2015. – № 4. Volume 18. – P. 727-751. – ISSN 1521-1398.

143. Zimmermann, H.G. Multi-Agent FX-Market Modeling by Neural Networks / H.G. Zimmermann, R. Grothmann, R. Neuneier // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2001. – № 4. Volume 12. – P. 735-743. – ISSN 1045-9227.

144. Zivot, E. Analysis of High-Frequency Financial Data: Models, Methods and Software / E. Zivot // Part I: Descriptive Analysis of High-Frequency Financial Data with S-PLUS. Technical Report. – 2005. – P.1-39. – ISSN отсутствует.

Приложение А
(информационное)

Блок-схема автоматической торговой системы



Источник: составлено автором.

Рисунок А.1 - Блок-схема автоматической торговой системы

Приложение Б

(информационное)

Код нейронной сети долгой краткосрочной памяти, используемой для моделирования одноминутных логарифмических доходностей фондовых индексов развитых и развивающихся стран (на примере фондового индекса «NASDAQ Composite»)

```
#Подключение пакета для импорта данных по ценам фондовых индексов и импорт данных
в RStudio из Excel для работы нейронной сети
library(readxl)
Quotes_data <- read_excel("Документы по диссертации/Данные/Quotes_data.xlsx",sheet =
Sheet1)
View(Quotes_data)

#Трансформация цен в логарифмические доходности, удаление значений «NA»
#Выборка для нейронной сети разбивается на обучающую, тестовую и валидационную
подвыборки в соотношении 4:1:1. Формируется массив данных для обучающей и тестовой
выборок
NASDAQlogreturns_tr_test<-
na.omit(diff(log(Quotes_data$`NASDAQ,LastPrice`[1:length(Quotes_data$`NASDAQ,LastPric
e`)*(5/6)])))

#Подключение пакетов для работы нейронной сети
library(keras)
library(tensorflow)
library(stats)
library(ggplot2)
library(readr)
library(dplyr)
library(forecast)
library(Metrics)
library(plotly)

#Визуализация массива данных с обучающей и тестовой выборкой
ggplot(data.frame(NASDAQlogreturns_tr_test),aes(x=1:length(NASDAQlogreturns_tr_test),y=
NASDAQlogreturns_tr_test))+geom_line()

#Разбиение данных на обучающую и контрольную выборки (4:1)
NASDAQ_lagged<-as.data.frame(cbind(lag(NASDAQlogreturns,2),NASDAQlogreturns))
NASDAQ_lagged[is.na(NASDAQ_lagged)]<-0
colnames(NASDAQ_lagged)<-c("x-2","x")
View(NASDAQ_lagged)

N<-nrow(NASDAQ_lagged)
n<-round(N*(4/5),digits=0)
NASDAQ_lagged_train<-NASDAQ_lagged[1:n,]
NASDAQ_lagged_test<-NASDAQ_lagged[(n+1):N,]
```



```

#Шкалирование данных
scale_data = function(NASDAQ_lagged_train, NASDAQ_lagged_test, feature_range = c(0, 1)) {
  x = NASDAQ_lagged_train
  test = NASDAQ_lagged_test
  feature_range_min = feature_range[1]
  feature_range_max = feature_range[2]
  standard_train = ((x - min(x)) / (max(x) - min(x)))
  standard_test = ((test - min(x)) / (max(x) - min(x)))

  NASDAQ_scaled_train = standard_train *(feature_range_max - feature_range_min) +
feature_range_min
  NASDAQ_scaled_test = standard_test *( feature_range_max - feature_range_min)+
feature_range_min

  return(list(NASDAQ_scaled_train = as.vector(NASDAQ_scaled_train), NASDAQ_scaled_test
= as.vector(NASDAQ_scaled_test) ,scaler= c(min =min(x), max = max(x))) )
}

NASDAQ_scaled = scale_data(NASDAQ_lagged_train, NASDAQ_lagged_test, c(-1, 1))

y_train = NASDAQ_scaled$scaled_train[, 2]
x_train = NASDAQ_scaled$scaled_train[, 1]

y_test = NASDAQ_scaled$scaled_test[, 2]
x_test = NASDAQ_scaled$scaled_test[, 1]

# Обратная трансформация
scaling_inverted = function(scaled, scaler, feature_range = c(0, 1)){
  min = scaler[1]
  max = scaler[2]
  Length = length(scaled)
  minimums = feature_range[1]
  maximums = feature_range[2]
  inverted_dfs = numeric(Length)

  for(k in 1:Length){
    X = (scaled[k]- minimums)/(maximums-minimums)
    rawValues = X *(max - min) + min
    inverted_values[k] <- rawValues
  }
  return(inverted_values)
}

# Моделирование данных
# Перевод данных в 3-мерный формат

```

```

dim(x_train) <- c(length(x_train), 1, 1)

# Определение аргументов
2Shape = dim(x_train)[2]
3Shape = dim(x_train)[3]
batch_size = 1
units = 10

#=====

#Установка структуры модели
NASDAQ_model <- keras_model_sequential()
NASDAQ_model%>%
  layer_lstm(units, batch_input_shape = c(batch_size, 2Shape, 3Shape), stateful= FALSE)%>%
  layer_dense(units = 20,activation="tanh")
  layer_dense(units = 20,activation="tanh")

#Определение значений параметров модели
NASDAQ_model %>% compile(
  loss = 'mean_squared_error',
  optimizer = optimizer_adam (lr= 0.3, decay = 0.055),
  metrics = c('accuracy')
)

#Общий обзор модели
Summary(NASDAQ_model)

#Определение количества эпох для обучения модели
Number_of_epochs = 100
for(i in 1:Number_of_epochs){
  model %>% fit(x_train, y_train, epochs=1, batch_size=batch_size, shuffle=FALSE, verbose=1)
  model %>% reset_states()
}

#Проверка работы модели на тестовой выборке
Lu = length(x_test)
scaler = NASDAQ_scaled$scaler
NASDAQ_test_pred = numeric(Lu)

for(i in 1:Lu){
  X = x_test[i]
  dim(X) = c(1,1,1)
  yhat = NASDAQ_model %>% predict(X, batch_size=batch_size)
  yhat = scaling_inverted(yhat, scaler, c(0, 1))
  yhat = yhat + NASDAQlogreturns[(n+i)]
  NASDAQ_test_pred[i] <- yhat
}
plot(NASDAQ_test_pred,type="l", col="red")

```

```
#Получение данных для валидационной выборки
NASDAQlogreturns_val<-
na.omit(diff(log(Quotes_data$`NASDAQ,LastPrice`[(length(Quotes_data$`NASDAQ,LastPrice`
)*(5/6)+1):length(Quotes_data$`NASDAQ,LastPrice`)])))

count_right<-0
count_wrong<-0
for (i in 1:length(NASDAQ_test_pred)){

  if(sign(NASDAQ_test_pred[i])==sign(NASDAQlogreturns_val[i])){
    count_right<-count_right+1}

  else{count_wrong<-count_wrong+1}
}
View(data.frame(cbind(print(round(count_right/length(NASDAQ_test_pred),digits=4)*100),
  print(round(count_wrong/length(NASDAQ_test_pred),digits=4)*100))))
```