ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ «РОССИЙСКИЙ ЭКОНОМИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ имени Г.В. ПЛЕХАНОВА»

На правах рукописи

МУСИН АРТУР РУСТАМОВИЧ

МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ТОРГОВЛЕ АКТИВАМИ ФИНАНСОВОГО РЫНКА

08.00.13 – Математические и инструментальные методы экономики (экономические науки)

Диссертация
на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель –
кандидат экономических наук,
доцент Сорокин Александр Сергеевич

Москва – 2018

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ 4
Глава 1 Современные методы моделирования и прогнозирования динамики финансового рынка 13
1.1 Основные сложности работы с данными финансового рынка 13
1.2 Сравнительный анализ существующих методов прогнозирования динамики финансового рынка 25
1.3 Анализ возможностей построения экономико-математических моделей для описания процессов рыночной динамики и принятия торговых решений 46
Выводы к главе 1 56
Глава 2 Экономико-математическое моделирование динамики финансового рынка 58
2.1 Разработка метода агрегации финансовых рядов в соответствии с концепцией относительности скорости хода рыночного времени 59
2.2 Построение экономико-математических моделей динамики финансового рынка 76
2.3 Обоснование наилучших способов оценки построенных экономико-математических моделей 93
Выводы к главе 2 108
Глава 3 Возможности инструментальной реализации и практического использования построенных экономико-математических моделей 110
3.1 Создание обучаемой автоматизированной торговой системы на основе построенных экономико-математических моделей 111
3.2 Разработка процедур обучения автоматизированных торговых систем, обеспечивающих их наилучшую результативность 132
3.3 Разработка метода по повышению адаптируемости автоматизированных торговых систем к меняющимся условиям рыночной конъюнктуры 146

Выводы к главе 3 155
ЗАКЛЮЧЕНИЕ 157
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ 162
Приложение А 179
Приложение Б 180
Приложение В 182
Приложение Г 185
Приложение Д 186
Приложение Е 189
Приложение Ж 192
Приложение И 195
Приложение К 198
Приложение Л 199
Приложение М 200
Приложение Н 201
Приложение П 206
Приложение Р 209
Приложение С 211
Приложение Т 214
Приложение У 216
Приложение Ф 217

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Осуществление торговых операций на финансовом рынке неразрывно связано с предварительной процедурой принятия соответствующих торговых решений, которая, в свою очередь, может быть описана в рамках одного из двух имеющих математическую природу и являющихся традиционными на настоящий момент времени подходов: на основе математических методов моделирования и прогнозирования рыночной динамики, либо на основе методов технического анализа.

Математические методы описания и прогнозирования рыночной динамики базируются на использовании приемов имитационного и эконометрического моделирования, инструментов статистического анализа, а также наработок аппарата искусственных нейронных сетей. В свою очередь, методы технического анализа основываются на результатах рассмотрения поведенческих закономерностей различных индикаторов и индексов, отражающих состояние и динамику финансового рынка.

Постоянно меняющиеся характеристические и конъюнктурные особенности рыночной динамики обуславливают целесообразность объединения обоих традиционных подходов к принятию торговых решений с целью повышения их обоснованности за счет получения дополнительного эффекта в достоверности описания рыночных закономерностей на основе синтеза возможностей принадлежащих соответствующим подходам методов и моделей, адекватных свойствам рассматриваемых процессов. Вместе с тем в современной научной литературе задача подобного объединения различных подходов к принятию торговых решений, в том числе осуществляемых с помощью средств автоматизированной торговли, не получила должного освещения, что и обуславливает актуальность тематики настоящего диссертационного исследования.

Степень разработанности проблемы. Моделирование динамики финансового рынка с использованием аппарата математической статистики, теории вероятностей и случайных процессов опирается на труды как отечественных, так и зарубежных авторов: Айвазяна С.А., Бокса Д., Грейнджера К., Дженкинса Г., Лукашина Ю.П., Мхитаряна В.С., Прохорова Ю.В., Самуэльсона П., Ширяева А.Н., Энгла Р.Ф. и др.

Возможности описания рыночной динамики на основе агентно-ориентированного подхода освещены в работах Босвейка П., Брока У., Вестерхоффа Ф., Гисина В.Б., Караева А.К., Лебедевой Т.С., Люкса Т., Манзана С., Мельничука М.В., Хомма К., Шаповала А.Б. и др. В свою очередь, потенциал экономико-математического моделирования рыночных закономерностей на базе математического аппарата естественнонаучных исследований продемонстрирован в работах Блэка Ф., Видова П.В., Дубовикова М.М., Каца М., Колмогорова А.Н., Мантея Р., Романовского М.Ю., Станик Н.А., Старченко Н.В., Стенли Ю.Х., Шоулза М. и др.

В области разработки методов технического анализа как инструмента принятия торговых решений центральное место занимают труды Ковела М., Лебо Ч., Лукаса Д., Мэрфи Д., Нисона С., Паршикова С.В., Прехтера Р., Твардовского В.В., Франкеля Д., Шаннепа Д., Швагера Д., Эллиота Р.

Вопросам создания автоматизированных торговых систем, позволяющих практически реализовывать любые методы прогнозирования динамики финансового рынка и подходы к принятию торговых решений посвящены труды Вайсмана Р., Влита Б., Дейви К., Чана Е.П., Чеботарева Ю.А., Шумкова Е.А., Янга А. и др. В свою очередь, способы обучения подобных систем представлены в работах Гольдберга Д., Израйлевича С.В., Конлана К., Цудикмана В.Я. и др.

Вместе с тем разработка комплексного подхода к принятию торговых решений, объединяющего преимущества адекватных рассматриваемым процессам рыночной динамики методов технического анализа и математического моделирования в целях повышения достоверности прогнозов движения цен на

финансовом рынке, представляет собой актуальную и емкую задачу, не являющуюся в полной мере проработанной в современных научных исследованиях.

Необходимость разработки подобного подхода к принятию торговых решений, учитывающих всю полноту доступной информации об исследуемом рынке, в том числе статистические и характеристические особенности его динамики и поведенческие закономерности участников, а также последующей имплементации этого подхода с помощью инструментальных средств автоматизированной торговли и предопределили выбор цели, задач, объекта и предмета диссертационного исследования.

Целью диссертационного исследования является разработка комплексного подхода к принятию торговых решений на основе синтеза методов технического анализа и математического моделирования, адекватных свойствам рассматриваемых процессов изменчивости временных рядов финансового рынка, а также создание реализующей этот подход автоматизированной торговой системы.

В соответствии со сформулированной целью поставлены следующие **задачи** диссертационного исследования:

1. Разработка метода первоначальной агрегации данных финансового рынка, позволяющего увеличивать однородность статистических свойств процесса их динамики.

2. Разработка экономико-математических моделей временных рядов финансового рынка, объединяющих преимущества методов технического анализа, эконометрического и стохастического моделирования в целях повышения достоверности описания рыночных закономерностей и обоснованности торговых решений.

3. Создание автоматизированной системы, позволяющей формировать торговые решения на основе прогнозов разработанных экономико-

математических моделей и совершать соответствующие этим решениям торговые операции без непосредственного участия пользователя, но под его контролем.

4. Разработка процедур обучения автоматизированных торговых систем, обеспечивающих наилучшую результативность их реального практического использования.

5. Разработка метода, позволяющего повышать адаптируемость автоматизированных торговых систем к постоянно меняющимся конъюнктурным особенностям рыночной динамики и улучшать результативность их реального практического использования.

6. Проведение верификации разработанных моделей и апробации автоматизированной торговой системы на реальных исторических данных международного валютного рынка.

Объект исследования – финансовый рынок (на примере международного валютного рынка).

Предмет исследования – процесс изменчивости временных рядов финансового рынка и базирующееся на его описании и прогнозировании принятие решений в области автоматизированной торговли.

Область исследования. Тематика диссертационного исследования соответствует пункту 1.6 «Математический анализ и моделирование процессов в финансовом секторе экономики, развитие методов финансовой математики и актуарных расчетов» и пункту 2.3 «Разработка систем поддержки принятия решений для рационализации организационных структур и оптимизации управления экономикой на всех уровнях» паспорта специальности 08.00.13 – Математические и инструментальные методы экономики (экономические науки).

Теоретической и методологической основой исследования являются научные труды российских и зарубежных авторов, посвященные анализу и экономико-математическому моделированию динамики временных рядов финансового рынка, изучению поведенческих закономерностей его участников,

вопросам технического анализа и разработке инструментальных средств практической реализации подходов к принятию торговых решений.

Информационную базу исследования составили следующие источники:

- научные источники, состоящие из монографий, работ российских и зарубежных авторов в областях математической статистики, теории вероятностей и случайных процессов, экономико-математического моделирования динамики финансовых рынков и поведения их участников, прикладного применения методов технического анализа, а также разработки автоматизированных торговых систем, опубликованных в российских и зарубежных периодических изданиях, научных докладах и материалах конференций;

- статистические источники, состоящие из данных торгов на финансовых рынках, доступные для загрузки через сеть Internet и платформу MetaTrader 4;

- результаты анализа и собственные вычисления автора.

Методы исследования. В процессе решения поставленных в диссертационном исследовании задач использовались методы теории вероятностей и математической статистики, эконометрики и математического анализа, а также методики, применяемые участниками финансового рынка в целях анализа и прогнозирования.

Проведенные исследования реализованы с использованием программно-технического комплекса, включающего следующие компьютерные программы: Stata 12, Deductor Academic 5.3 и Microsoft Excel. Для разработки автоматизированных торговых систем использована платформа MetaTrader 4 со встроенным языком программирования MQL.

Научная новизна диссертационного исследования заключается в разработке комплексного подхода к принятию торговых решений на основе экономико-математических моделей временных рядов финансового рынка и приемов технического анализа, синтезирующего их преимущества за счет повышения достоверности описания закономерностей рыночной динамики, а также в создании реализующей этот подход автоматизированной системы,

позволяющей совершать торговые операции без непосредственного участия пользователя, но под его контролем.

Выносимые на защиту результаты, обладающие научной новизной и полученные лично диссертантом:

1. Разработан метод первоначальной агрегации данных финансового рынка на основе функции их волатильности, позволяющий путем выявления пороговых значений агрегации, соответствующих минимумам тестовой статистики критерия Колмогорова-Смирнова, увеличивать однородность статистических свойств рассматриваемых процессов рыночной динамики.

2. Разработаны экономико-математические модели временных рядов финансового рынка, учитывающие в качестве основных элементов концепции технического анализа трендовые, моментные и стохастические локально-уровневые закономерности рыночного ценообразования, а также позволяющие использовать любые методы эконометрического оценивания, адекватные свойствам рассматриваемых процессов, обеспечивая получение дополнительного эффекта в достоверности прогнозов и обоснованности соответствующих торговых решений.

3. Создана автоматизированная система для популярной среди участников финансового рынка платформы MetaTrader 4, позволяющая формировать торговые решения, используя предложенный метод агрегации финансовых рядов и прогнозы разработанных экономико-математических моделей, и совершать соответствующие этим решениям торговые операции без непосредственного участия пользователя, но под его контролем.

4. Разработаны процедуры обучения автоматизированных торговых систем для платформы MetaTrader 4, состоящие в согласованном применении заложенных в платформу целевых функций оптимизации генетическим алгоритмом и способов последующего выбора подходящего сценария, содержащего значения оптимизируемых параметров обучаемой системы,

обеспечивающих наилучшую результативность ее реального практического использования.

5. Разработан метод, позволяющий повышать адаптируемость автоматизированных торговых систем к постоянно меняющимся конъюнктурным особенностям рыночной динамики и улучшать результативность их реального практического использования за счет агрегации прогнозов математических моделей и инструментов технического анализа с учетом оценки адекватности каждого прогноза конъюнктуре рассматриваемого рыночного процесса, формируемой путем обучения соответствующей системы на исторических данных.

6. Проведена верификация разработанных моделей и апробация созданной на их основе автоматизированной торговой системы на реальных исторических данных международного валютного рынка.

Теоретическая значимость исследования заключается в совершенствовании подходов к принятию торговых решений на финансовом рынке и путей их инструментальной реализации с помощью средств автоматизированной торговли.

Практическая значимость исследования состоит в том, что построенные экономико-математические модели и разработанная на их основе автоматизированная торговая система могут быть использованы профессиональными участниками финансового рынка, в том числе частными инвесторами и финансовыми учреждениями, а также любыми заинтересованными исследователями в качестве эффективного инструмента для получения прогнозов, принятия обоснованных инвестиционных решений и проведения реальных торговых операций в автоматизированном режиме, без непосредственного участия пользователя, но под его контролем.

Апробация результатов исследования была проведена на следующих научных мероприятиях: XV Международная молодежная научно-практическая конференция «Научные исследования и разработки молодых ученых» (НГТУ, г.

Новосибирск, 7 декабря 2016 г.), II Международная научная конференция «Прикладные статистические исследования и бизнес-аналитика» (РЭУ им. Г.В. Плеханова, г. Москва, 12-20 декабря 2016 г.), XII Международный научный конгресс «Роль бизнеса в трансформации общества – 2017» (Университет «Синергия», г. Москва, 5 апреля 2017 г.), I Международная научно-практическая конференция «Статистические методы исследования социально-экономических и экологических систем региона» (ТГТУ, г. Тамбов, 26-27 октября 2017 г.), Intarnational conference «Probability Theory and Mathematical Statistics 2017» (Kazan Federal University, Kazan, November 7-10 2017 г.), VIII Международная научно-практическая конференция имени А.И. Китова «Информационные технологии и математические методы в экономике и управлении» (РЭУ им. Г.В. Плеханова, г. Москва, 22-23 марта 2018 г.), XIII Международный научный конгресс «Роль бизнеса в трансформации общества – 2018» (Университет «Синергия», г. Москва, 18 апреля 2018 г.).

Внедрение результатов исследования. Построенный комплекс прогнозных экономико-математических моделей и разработанная на его основе автоматизированная торговая систем прошли успешную апробацию на реальных исторических данных рынков USDJPY, USDRUB и EURUSD за период с 2012 по 2017 год. Отдельные результаты проведенного исследования нашли применение в ряде технических разработок для практической деятельности Управления продаж продуктов финансового рынка Департамента инвестиционных продуктов ПАО «Банк ВТБ», что подтверждается справкой о внедрении.

Публикации. По теме диссертационного исследования опубликовано 11 печатных работ общим объемом 5,61 п.л., в том числе 7 печатных работ в изданиях из Перечня рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты на соискание ученой степени кандидата наук, общим объемом 4,42 п.л. Также имеется свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Структура, объем и содержание диссертации. Диссертация включает введение, 3 главы, заключение, список литературы и приложения. Общий объем составляет 217 страниц и включает 24 таблицы, 31 рисунок, 64 формулы и 18 приложений. Список литературы состоит из 172 источников.

Глава 1 Современные методы моделирования и прогнозирования динамики финансового рынка

1.1 Основные сложности работы с данными финансового рынка

Финансовый рынок – система взаимоотношений различных контрагентов по обмену экономических ресурсов. Участники финансового рынка, обменивая активы с учетом понесенных транзакционных издержек, формируют равновесную цену, отражающую в каждый момент времени агрегированные величины спроса и предложения. В современной форме финансовый рынок представляет собой биржи, позволяющие обменивать активы с минимальными денежными и временными издержками. Биржи могут иметь определенную локацию, например, Нью-Йоркская фондовая биржа (NYSE) или Московская фондовая биржа (МФБ), а также представлять собой электронную систему, не имеющую физической локации, например, автоматизированные котировки национальной ассоциации дилеров по ценным бумагам (NASDAQ). Финансовый рынок подразделяется на ряд составных частей (Таблица 1.1).

Таблица 1.1 – Составные части финансового рынка*

Составная часть финансового рынка	Краткое описание деятельности рынка
Рынок капитала (фондовый рынок)	Позволяет привлекать финансирование путем выпуска акций или облигаций и последующей торговлей ими
Товарный рынок	Позволяет торговать стандартизированными контрактами на товары, например, нефть, металлы, драгоценные камни
Денежный рынок	Позволяет привлекать финансирование за счет краткосрочных, в основном межбанковских, заимствований, например, операций репо или векселей
Рынок фьючерсов	Позволяет использовать стандартизированные форвардные контракты для обмена финансовыми ресурсами в определенную будущую дату
Рынок деривативов	Позволяет использовать инструменты управления финансовым риском, например, форварды, опционы, свопы

Продолжение таблицы 1.1

Составная часть финансового рынка	Краткое описание деятельности рынка
Валютный рынок (FOREX)	Позволяет проводить операции обмена валюты
Рынок межбанковских займов и депозитов	Позволяет банкам давать займы другим банкам на короткие сроки, в основном со сроком исполнения на следующий день (овернайт)

* Источник: Составлено автором

Каждая из представленных в таблице 1.1 составных частей, или подсистем, финансового рынка в зависимости от типов торгуемых инструментов имеет свою интерпретацию цены. Например, в случае рынка межбанковских займов ценой будет являться процентная ставка, а в случае рынка обменных курсов ценой является значение обменного курса и т.д.

В любой момент времени состояние финансового рынка может быть характеризовано двумя важнейшими величинами: значением цены и объемом торговых операций. Также существует ряд других показателей, несущих определенные особенности поведения рынка, например, время суток, день недели, месяц и т.д., наличие или отсутствие новостного фона и пр. Однако, в силу эндогенности данных величин, выражающейся в неоднозначном влиянии на рыночную конъюнктуру, такие показатели являются менее важными. Перечисленные выше характеристики состояния рынка являются открытыми любому наблюдателю, в то время как существует ряд показателей, доступных исключительно организаторам рынка, в числе которых необходимо отметить количество выставленных участниками ордеров, их цен и лотов. Таким образом, значение цены и торговая активность, оцениваемая как объем операций, являются важнейшими характеристиками любого финансового рынка в любой момент времени и представляются в виде временных рядов, позволяющих характеризовать уровни состояния и изменения исследуемого процесса. В эконометрических исследованиях временные ряды могут быть классифицированы

по признакам, представленным в таблице 1.2. С более подробным описанием признаков временных рядов и их свойств можно ознакомиться в [1, с. 780-782].

Таблица 1.2 – Классификация временных рядов*

Признак классификации временного ряда	Подтипы
Тип данных для уровня ряда	Абсолютные величины
	Относительные величины
	Средние величины
Количество характеристик процесса	Одномерные ряды
	Многомерные ряды
Тип временного параметра	Моментные ряды
	Интервальные ряды
Расстояние между моментами времени	Равноотстоящие (одинаковые интервалы времени между наблюдениями)
	Не равноотстоящие (различные интервалы времени между наблюдениями)
Наличие пропущенных данных	Полные ряды
	Неполные ряды
Детерминированность	Детерминированные ряды
	Недетерминированные ряды (частично детерминированные)
Стационарность	Стационарные ряды
	Нестационарные ряды

* Источник: Составлено автором

На практике применительно к временным рядам финансового рынка наибольший интерес представляет моделирование и прогнозирование доходностей значений ряда [21, с. 285] и его волатильности [21, с. 311], оцениваемой с помощью величины стандартного отклонения данных доходностей на заданном промежутке времени. Доходность значений ряда описывается с помощью формул (1.1) – (1.3) [111, с. 469-470], соответствующих абсолютным, относительным и логарифмическим приращения цены торгуемого инструмента, в свою очередь несмещенную оценку волатильности σ_t в момент времени t можно получить с помощью формулы (1.4) [111, с. 470].

$$u_t = x_t - x_{t-1}, \tag{1.1}$$

$$u_t = \frac{x_t - x_{t-1}}{x_{t-1}} = \frac{x_t}{x_{t-1}} - 1, \tag{1.2}$$

$$u_t = \ln(x_t) - \ln(x_{t-1}) = \ln(\frac{x_t}{x_{t-1}}), \tag{1.3}$$

$$\sigma_t^2 = \frac{1}{m-1}\sum_{i=1}^{m}(u_{t-i} - \bar{u})^2, \tag{1.4}$$

где x_t – значение ряда в момент времени t, u_t – доходность значений временного ряда в момент времени t, $\bar{u} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} u_{t-i}$ – среднее значение доходностей ряда для выборки из m элементов, σ_t^2 – несмещенная оценка волатильности доходностей ряда.

Временные ряды любого финансового рынка обладают рядом свойств, осложняющих их моделирование и прогнозирование, среди которых необходимо выделить следующие:

1. Отсутствие автокорреляции. Линейные автокорреляции доходностей торгуемых инструментов являются статистически незначимыми за исключением коротких внутридневных интервалов, в которых присутствуют различного рода микроструктурные эффекты [82, с. 223–225].

2. Тяжелые хвосты и острые пики распределения [72, с. 105-106].

3. Кластеризация волатильности. Временной ряд значений волатильности является положительно автокоррелированным, отражая эффект чередования временных промежутков с высокой и низкой волатильностями [88, с. 185-189].

4. Тяжелые хвосты условного распределения. Использование моделей, позволяющих контролировать эффекты кластеризации волатильности, делает

хвосты условного распределения доходностей немного легче, чем для случая безусловного распределения [111, с. 443-445].

5. Асимметричность положительных и отрицательных доходностей. Значительное снижение/рост цены торгуемого инструмента может не сопровождаться последующим симметричным ростом/снижением [97, с. 68-69].

6. Агрегированная гауссовость. С ростом временного шага распределение доходностей зрительно становится близким к нормальному. Таким образом, форма распределения отличается для различных шагов по времени [56, с. 115-117].

7. Прерывистость. Временные ряды финансовых рынков, вследствие высокой степени волатильности обладают значительными скачками уровней ряда. Данные разрывы проявляются в резких изменениях волатильности для большинства способов ее оценки [115, с. 18-24].

8. Слабый спад автокорреляции для случая абсолютных доходностей. Автокорреляция временного ряда, состоящего из абсолютных доходностей, спадает в соответствии с законом больших чисел по экспоненте в степени $\alpha \in [0.2, 0.4]$, что соответствует длительному воздействию исторической информации на текущее значение абсолютной доходности [63, с. 404-416].

9. Леверидж. Большинство оценок волатильности торгового инструмента отрицательно коррелируют с доходностями данного инструмента [73, с. 87-90].

10. Корреляция объема и волатильности. Объем торговых операций коррелирует с оценками волатильности [114, с. 269-273].

11. Асимметричность масштаба времени. Оценки волатильности по большому промежутку времени лучше предсказывают волатильность на малых временных шагах, но не наоборот [147, с. 213-216].

12. Нестацинарность. В большинстве случаев временные ряды финансового рынка являются нестационарными. Другими словами, статистические свойства прошлых значений временного ряда торгуемого инструмента не могут быть использованы для оценки его будущих значений [26, с. 158-161].

Представленные статистические свойства временных рядов финансового рынка осложняют их моделирование и прогнозирование. Присутствие любой из описанных проблем может иметь различную выраженность и значимость в зависимости от исследуемого финансового рынка и временного периода. Приведенные выше ссылки на литературные источники позволяют более подробно ознакомиться с описанными проблемами финансовых данных и существующими методами их решения. Как правило, большинство рекомендаций сводится к требованию снижения нестационарности рядов, заключающейся в вариации его статистических свойств с течением времени [21, с. 289-292]. С помощью приведения данных к стационарному виду и, соответственно, увеличения однородности их статистических свойств возможно снизить отрицательное влияние большинства описанных выше проблем на качество описательных и прогнозных моделей временных рядов финансового рынка. Таким образом, на практике наиболее значимой проблемой финансовых рядов является их нестационарность. Далее приведено описание существующих способов борьбы с нестационарностью данных финансового рынка и сравнение их эффективности.

Иллюстрация проблемы нестационарности финансовых рядов и способов ее решения будет представлена на примере временного ряда индекса доллара США (USDX или DXY), являющегося взвешенным значением стоимости американского доллара (USD) по отношению к базовой корзине валют стран, имеющих наибольший объем торговли с США. В качестве данных для анализа использовались значения ряда USDX с временными шагами в 30 минут, 1 час, 4 часа и 1 день, выгруженные за период с 04.01.2016 г. по 30.12.2016 г.. Подобный выбор частот дискретизации, являющихся классическими временными шагами (рамками), обусловлен их наибольшей популярностью в среде специалистов финансового рынка, в частности валютного, а также доступностью для выгрузки из различных систем и баз данных. Графическое представление значений ряда USDX для временного шага в 30 минут приведено на рисунке 1.1. Выбор для

иллюстрации данных только с шагом в 30 минут объясняется тем, что в силу использования одинакового периода с 04.01.2016 г. по 30.12.2016 г. графическое представление ряда USDX для всех временных шагов является зрительно одинаковым. Однако, как будет показано далее, данные временного ряда USDX с различными временными шагами будут обладать различными статистическими свойствами. Приращению в 1 шаг по оси X соответствует приращение по времени в 30 минут, начиная с 04.01.2016. Также в Приложении А, приведена результирующая статистика для всех временных шагов ряда USDX. Все дальнейшие подсчеты и построения были проведены в статистическом пакете [50, с. 299-302] Stata 12.

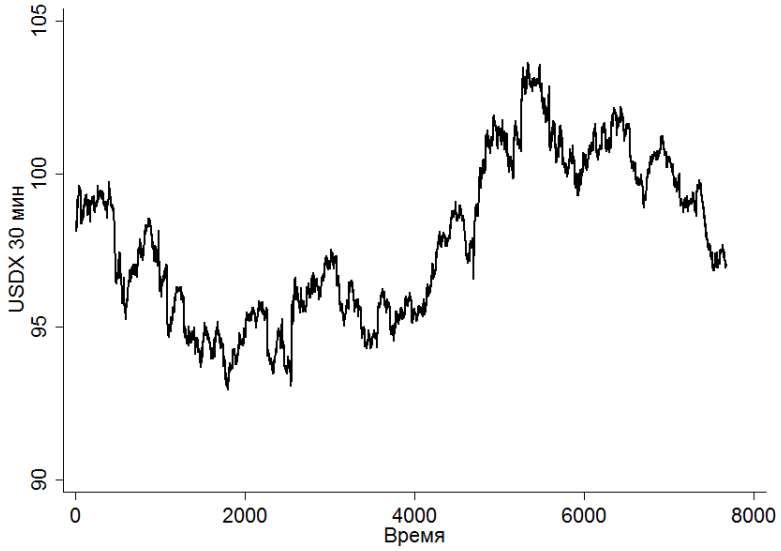

Рисунок 1.1 – График ряда USDX с временным шагом в 30 минут
Источник: составлено автором

Наиболее популярным способом проверки на стационарность временного ряда является тест единичного корня [21, с. 279-281]. Данный тест заключается в использовании нулевой гипотезы о том, что характеристическое уравнение (полином) исследуемого ряда имеет единичные по модулю корни. Или другими словами, авторегрессионная модель ряда является интегрированной в первом порядке. Основными тестами единичного корня, позволяющими провести

проверку временного ряда на стационарность, являются следующие: тест Дикки-Фуллера (Dickey-Fuller test, DF test) [89, с.427-430], его расширенная версия (Augmented Dickey-Fuller test, ADF test), тест Филипса-Перрона (Phillips-Perron test) [155, с.335-337], тест Квятковского-Филлипса-Шмидта-Шина (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test, KPSS test) [168, с. 159-162] и тест ADF-GLS, являющийся модификацией расширенного теста Дикки-Фуллера [77, с. 411-414].

Несмотря на значительное количество существующих тестов на стационарность, приведенных выше, в качестве проведения наглядного анализа для исследуемого ряда USDX будет применен наиболее популярный тест Дикки-Фуллера, реализованный в большинстве статистических исследовательских пакетах [49, с. 379-384]. Результаты проведенного теста Дикки-Фуллера, вынесенные в Приложение А, свидетельствуют о нестационарности ряда USDX для всех четырех временных шагов. Однако необходимо отметить, что при росте временного шага, нестационарность ряда, оцениваемая с помощью p-значения теста Дикки-Фуллера, снижается. Данное наблюдение является подтверждением результатов, полученных в работе [69, с. 399-404], в которой авторами была установлена положительная зависимость между частотой поступления данных и, соответственно, уровнем входного шума, ведущего к нестационарности значений ряда. Таким образом, можно выдвинуть гипотезу о предпочтительности использования больших значений временных шагов для построения прогнозных моделей. Однако, из представленных результатов также можно увидеть, что, несмотря на тенденцию к снижению p-значения с ростом временного шага, p-значение, соответствующее шагу в 1 день, является максимальным. Данный факт можно объяснить тем, что помимо входного шума на нестационарность исследуемого ряда также влияет величина абсолютного приращения между двумя последовательными значениями цен. Таким образом, основным влияющим фактором на нестационарность временного ряда является величина входного шума при поступлении новых данных, в частности абсолютное значение приращения между двумя последовательными ценами. Также, как было отмечено

выше, с уменьшением временного шага появляются микроструктурные эффекты автокорреляции. В качестве дополнительной особенности исследуемого временного ряда USDX стоит отметить, что минимальное p-значение в проведенном тесте Дикки-Фуллера соответствует временному шагу в 4 часа. Для того чтобы исключить отрицательное влияние нестационарности временных рядов финансового рынка на качество описательных и прогнозных моделей, на практике используются не абсолютные значения наблюдений, а их доходности, функционально представляющие собой абсолютные, относительные и логарифмические приращения цены торгуемого инструмента, формулы (1.1) – (1.3) соответственно. Также, рекомендуемыми в научной литературе [21, с. 286-288] преобразованиями являются (1.5) – (1.7), соответствующие операциям вычитания среднего, исключением тренда и циклических компонент соответственно.

$$z_t = x_t - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_{t-i}, \tag{1.5}$$

$$z_t = x_t - x_{тренд}, \tag{1.6}$$

$$z_t = x_t - x_{цикл.}, \tag{1.7}$$

где $x_{тренд}$ и $x_{цикл}$ представляют трендовую и циклическую компоненты исследуемого временного ряда, вычисление которых может быть проведено любым способом, в частности путем применения фильтров, описанных ниже.

Выбор того или иного преобразования из (1.1) – (1.3) или (1.5) – (1.7) может меняться в зависимости от предпочтений исследователя и методов проводимого исследования. Однако, стоит отметить, что приращение цен торгуемого инструмента больше соответствует логнормальному распределению нежели нормальному, что делает преобразование (1.3) предпочтительным в

использовании. Также стоит отметить, что функиональные формы исследуемых моделей с использованием преобразования (1.3) могут быть линеаризованы с помощью преобразования Тейлора [25, с. 51-54] для получения требуемого вида, продиктованного конкретными вопросами исследования. Дополнительным важным фактом является то, что коэффициенты регрессионных моделей с использованием переменных в виде логарифмических доходностей имеют натуральную интерпретацию, позволяющую использовать результаты модели в терминах процента приращения.

Эффективным способом по исключению тренда (детрендирование) и циклических компонент является использование следующих фильтров:

1) фильтр Ходрика-Прескотта (Hodrick-Prescott filter) [109, с. 7-14];

2) фильтр Бакстера-Кинга (Baxter-King filter) [60, с. 575-582];

3) фильтр Кристиано-Фиджеральда (Christiano-Fitzgerald filter) [80, с. 435-440];

4) фильтр Баттерворта (Butterworth filter) [75, с. 536-541].

В данной главе в качестве иллюстрации для проведения преобразований (1.6) – (1.7) был использован фильтр Кристиано-Фиджеральда с трехпериодной скользящей средней аналогично преобразованию (1.5), в котором для вычисления среднего значения были использованы три последних значения цены.

В таблице 1.3 приведены результаты проведения теста Дикки-Фуллера для каждого из преобразований (1.1) – (1.3) и (1.5) – (1.7), примененных для ряда USDX с различными временными шагами.

Таблица 1.3 – Тест Дикки-Фуллера для различных преобразований ряда USDX*

Преобразование	30 минут		1 час		4 часа		1 день	
	Статистика ADF	p-значение	Статистика ADF	p-значение	Статистика ADF	p-значение	Статистика ADF	p-значение
1.1	-89,72	0,00	-62,68	0,00	-31,31	0,00	-19,65	0,00
1.2	-89,67	0,00	-62,71	0,00	-31,32	0,00	-19,62	0,00
1.3	-89,68	0,00	-62,7	0,00	-31,32	0,00	-19,61	0,00
1.5	-58,73	0,00	-41,49	0,00	-20,23	0,00	-12,69	0,00

Продолжение таблицы 1.3

Преобразование	30 минут		1 час		4 часа		1 день	
	Статистика ADF	p-значение	Статистика ADF	p-значение	Статистика ADF	p-значение	Статистика ADF	p-значение
1.6	-330,97	0,00	-232,49	0,00	-122,63	0,00	-70,08	0,00
1.7	-1,36	0,60	-1,34	0,61	-1,34	0,61	-1,24	0,66

∗ Источник: Составлено автором

Как видно из результатов, приведенных в таблице 1.3, преобразования (1.1) – (1.3) и (1.5) – (1.6) позволили эффективно снизить нестационарность исследуемого ряда USDX, в отличие от операции исключения циклических компонент (1.7), для которой p-значения теста Дикки-Фуллера для всех временных шагов оказались больше 0,05. Однако необходимо учитывать, что преобразование детрендирования (1.6) всегда требует наложения условий по выделению трендовой компоненты, в то время как преобразование (1.5) может быть подвержено значительному влиянию статистических выбросов, особенно в случае небольшого числа прошлых наблюдений, участвующих в оценке среднего значения. Как было отмечено выше, распределение доходностей временных рядов финансового рынка больше соответствует логнормальному нежели нормальному распределению. Таким образом, преобразование взятия логарифма доходностей может являться предпочтительным.

Для проведения наглядного анализа возможностей преобразований (1.1) – (1.3) и (1.5) – (1.7) по снижению нестационарности исследуемого ряда USDX, в Приложении Б приведены результаты их применения к значениям ряда с соответствующими автокорреляционными функциями и гистограммами плотностей распределения для временного шага, равного 30 минутам.

Как можно видеть из графиков, приведенных в Приложении Б, преобразование исключения тренда (1.6) позволило наилучшим образом снизить нестационарность исследуемого ряда USDX. Данные наблюдения подтверждены результатами проведения теста Дикки-Фуллера, представленными в таблице 1.3. Однако стоит отметить, что преобразование исключения тренда обладает

проблемой необходимости задания его параметров. Несмотря на то, что выбором начальных параметров тренда можно максимально снизить нестационарность исторических данных для исследования, этот выбор может оказаться неоптимальным на будущих значениях ряда, что подразумевает необходимость внесения постоянных изменений или калибровки. Таким образом, можно сделать вывод, что для исследования исторических данных наилучшим образом будут подходить параметрические преобразования, в то время как для динамического моделирования временных рядов стоит использовать непараметрические способы снижения нестационарности (1.1) – (1.3). Также необходимо отметить, что неплохие результаты преобразования исключения тренда (1.6) могут быть объяснены трендовым характером движения ряда USDX. Другими словами, использование операции (1.6) на финансовых рынках с отсутствием тренда может являться неоптимальным, даже для проведения исторических исследований.

Представленный в параграфе анализ позволяет сделать ряд выводов:

1. Возможность моделирования и прогнозирования временных рядов финансового рынка определяется предсказуемостью изменения их статистических свойств.

2. Моделирование и прогнозирование временных рядов финансового рынка применяется для значений доходности и волатильности торгуемого инструмента (актива).

3. Временные ряды финансовых рынков обладают рядом статистических свойств, затрудняющих их моделирование и прогнозирование. Традиционным подходом для решения данной проблемы является увеличение однородности статистических свойств финансовых рядов, путем снижения их нестационарности.

4. Использование не абсолютных, а преобразованных значений ряда, в том числе величин доходностей, позволяет значительно снизить нестационарность временных рядов финансового рынка.

5. Проведен наглядный анализ возможностей применения различных преобразований для снижения нестационарности временных рядов финансового рынка. В качестве иллюстрации использовались данные индекса доллара США (USDX) с четырьмя различными значениями временных шагов. Анализ включал в себя проведение теста Дикки-Фуллера, построение автокорреляционных функций и гистограмм плотностей распределения для всех представленных в параграфе преобразований.

6. Для снижения нестационарности данных временных рядов финансового рынка при проведении исторических исследований, рационально использовать параметрические преобразования, в частности, операцию исключения тренда.

7. Для снижения нестационарности данных временных рядов финансового рынка при построении динамических прогнозных моделей, рационально использовать непараметрические преобразования, в частности, операцию взятия логарифма относительного приращения.

1.2 Сравнительный анализ существующих методов прогнозирования динамики финансового рынка

В предыдущем параграфе было отмечено, что моделирование и прогнозирование временных рядов финансового рынка применяется для его доходностей и волатильности. В определенных случаях мотивация целей исследования предполагает использование не доходностей временных рядов, а ряда параметрических преобразований, представленных формулами (1.5) – (1.7). Однако, для построения описательных и прогнозных моделей временных рядов необходимо наличие детерминированной компоненты ряда [47, с. 185]. Присутствие детерминированной составляющей волатильности временных рядов финансового рынка подтверждается рядом эмпирических исследований,

например, [88, с. 185-215]. Действительно, описанная в предыдущем параграфе проблема гетероскедастичности данных финансового рынка, выражающаяся в кластеризации волатильности, является косвенным подтверждением периодичности изменения детерминированной компоненты ряда волатильности. Присутствие детерминированной компоненты для ряда доходностей финансового рынка уже значительное время, с начала 20 века, остается под вопросом. Или другими словами, под вопросом остается предсказуемость временных рядов финансового рынка и, соответственно, возможность построения на них прогнозных моделей.

Вопрос о предсказуемости динамики финансового рынка наилучшим образом отражает гипотеза эффективного рынка (ГЭР), заключающаяся в том, что цены торгуемого актива полностью отражают всю имеющуюся информацию в любой момент времени. Термин «эффективность» означает невозможность достижения «победы над рынком», или другими словами невозможность для инвесторов получения стабильной прибыли или крупных доходов, так как цена изменяется только под влиянием поступления новой информации. Данная теория является противоречивой. На настоящий момент существует значительное количество работ, подтверждающих и опровергающих гипотезу эффективности финансового рынка. Возможно, что новые теоретические модели, позволяющие учитывать большее количество экономических условий и факторов, позволят получить непротиворечивое решение данной проблемы.

Гипотеза эффективности впервые была представлена в 1965 году в работах Фома и Самьюэльсона [98, с. 383-417] и [159, с. 41-49] соответственно. В данных работах рынок представлялся системой, состоящей из большого количества рациональных, конкурирующих участников, стремящихся к максимизации дохода, где каждый пытался предсказать будущую стоимость своих активов исходя из условия открытости и доступности всей информации для всех участников одновременно. В своей работе Фома разделил рыночную эффективность на три различные формы: слабую, среднюю и сильную.

Наибольшей популярностью среди последующих исследований обладает слабая форма эффективности, подразумевающая, что цены финансовых активов в любой момент времени отражают всю доступную историческую информацию и следуют процессу случайного блуждания (RW), впервые описанному в 1905 году в работе [154, с. 294].

На текущий момент существует значительное количество работ, посвященных описанию случайного характера движения цен активов на финансовом рынке. Особенность данного процесса состоит в предположении, что цены активов не имеют исторической «памяти», или другими словами эволюция цен является непредсказуемой. Непредсказуемость процесса изменения цен означает, что рост/падение цен на текущий момент автоматически не означает роста/падения цены в следующий момент времени. Первым значительным вкладом в исследование процесса случайного блуждания в применении к описанию движения цен на финансовом рынке являются работы Альфреда Коулза, например [84, с. 206-214], написанные в период между 1930 и 1960 годом, в которых он продемонстрировал невозможность получения инвестором сверхприбылей по сравнению со средним ростом рынка. Начиная с этого периода, активизируется изучение процесса случайного блуждания на финансовых рынках. В 1953 году Кендал публикует работу [124, с. 11-25], в которой эмпирическим образом устанавливает отсутствие корреляции между доходностями цен финансовых активов, подтверждая гипотезу случайного блуждания. Наиболее значимым исследованием, направленным на изучение процесса случайного блуждания на финансовом рынке, является описанная выше работа Фома, подтвердившая гипотезу об эффективности рынка. В качестве значимых работ последних лет стоит отметить исследование Малкиела [139, с. 59-82], опубликованное в 2003 году, позволившее сделать заключение, что рынки капитала являются в значительной степени эффективными и прогнозируемыми. Другим исследованием, подтверждающим гипотезу рыночной эффективности, является работа Конака и Секера [131, с. 29-32], исследовавших поведение

индекса FTSE 100 и показавших случайный характер его движения, являющийся слабой формой эффективности.

Однако, как было описано выше, существует значительное количество работ, отвергающих гипотезу эффективности рынка и, в частности, модели случайного блуждания. Наиболее ранним исследованием подобного рода является работа Болла и Брауна [59, с. 159-178], которые показали неэффективность рынков капитала. Полученные авторами результаты продемонстрировали, что цены акций медленно реагируют на новую информацию и перестаиваются в течение первых 12 месяцев после объявления об отчетах доходов компаний. Аналогичное заключение приводится в работах Бернарда и Томаса [62, с. 305-340] в 1990 году и Джадиша, и Титмана [116, с. 65-91] в 1993 году. Влияние инсайдерской торговли для получения спекулятивного дохода, противоречащее гипотезе эффективности, приведено в работах Чоудхьюри, Хови и Лина [79, с. 431-437] в 1993 году и Петита и Ванкеташа [153, с. 88-103] в 1995 году. Неэффективность подтверждается также и в долгосрочной перспективе. Примером может служить парадокс, представленный в работе Гроссмана и Стиглица [104, с. 393-408]. Также, стоит отметить работы [103, с. 1-27; 123, с. 28-51], демонстрирующую неверность применения процесса случайного блуждания для описания рыночной динамики. В свою очередь, тот факт, что движение цен на финансовом рынке не подчиняется процессу случайного блуждания, позволяет отвергнуть гипотезу эффективности рынка.

Кратким итогом приведенного выше обзора исследований является невозможность принятия гипотезы эффективности финансового рынка и, в частности, процесса случайного блуждания для описания динамики цены. На сегодняшний день большинство ученых определяют гипотезу эффективности как некоторую идеализацию, подходящую для проведения академических исследований. До тех пор, пока используемые модели финансовых рядов не смогут учитывать все влияющие на цену факторы, что является затруднительным и, если вообще возможным, имеет смысл использовать понятие величины

неэффективности рынка. Таким образом, несмотря на существующие фундаментальные трудности, задача моделирования и прогнозирования динамики финансовых рынков является актуальной по настоящий момент и представляет, как академический, так и экономический интерес.

Основные методы прогнозирования в статистических исследованиях подразделяются на фактографические, представляющие наибольший научный интерес и включающие статистические методы и моделирование, и экспертные, получаемые благодаря знаниям и опыту специалиста без детальной обработки данных, в том числе могут являться интуитивными. В научных исследованиях предпочтение отдается использованию фактографических методов, подразделяющихся на статистические, предполагающие сохранение найденных закономерностей в будущем, и структурные, позволяющие смоделировать будущее поведение объекта исследования. Среди основных статистических методов выделяют следующие: регрессионный анализ, в том числе линейные и нелинейные модели регрессии и авторегрессии [47, с. 201-205], модели экспоненциального сглаживания [47, с. 208-210], а также аддитивные и мультипликативные модели [19, с. 14-21]. В свою очередь, структурные методы заключаются в использовании нейронных сетей [133, с. 347-364], цепей Маркова [24, с. 239-242; 40, с. 255-281], фильтра Калмана [42, с. 71-76] и т.д.

Все представленные методы прогнозирования имеют как преимущества, так и недостатки, определяющие области их применения. Например, как показано в работе [152, с. 62–66], модели экспоненциального сглаживания позволяют достаточно точно прогнозировать динамику исследуемого ряда исключительно на коротких временных отрезках. Также данные модели обладают низкой прогнозной способностью при определении поворотных точек изменений ряда. Наиболее популярным подходом к прогнозированию временных рядов финансового рынка является применение авторегрессионных моделей, использующих методы параметрического оценивания, такие как метод наименьших квадратов (МНК), метод максимального правдоподобия (ММП) и

обобщенный метод моментов (ОММ). Традиционными линейными параметрическими моделями являются следующие: авторегрессионная модель $AR(p)$ порядка p [47, с. 201–203], модель скользящего среднего $MA(q)$ порядка q [47, с. 208–209], модель авторегрессии скользящего среднего $ARMA(p,q)$ [47, с. 211-212] и ее модифицированная версия $ARIMA(p,d,q)$ [21, с. 308-309]. Модели $AR(p)$ и $MA(q)$ являются простейшими из семейства линейных параметрических и зависят исключительно от лагированных переменных уровня ряда и ошибки соответственно. Интересной особенностью этих моделей является связь между процессами AR и бесконечным $MA(\infty)$. На практике чаще используют модель $ARMA(p,q)$, являющуюся объединением данных процессов. Ключевым требованием для использования линейных гауссовых моделей $AR(p)$, $MA(q)$ и $ARMA(p,q)$ является стационарность исследуемого процесса. Однако, как было описано выше, одной из важнейших проблем любого финансового рынка является нестационарность данных. Так, для определенных типов нестационарных процессов, некоторые модели стационарных процессов имеют модифицированные версии. Примером такой модификации для модели $ARMA(p,q)$ является ее интегрированная версия – $ARIMA(p,d,q)$ Бокса-Дженкинса [2, с. 102-110]. Данная модель используется для аппроксимации нестационарных временных рядов x_t, обладающих следующими свойствами: ряд x_t содержит полином степени $d>1$ от t, а модель $ARMA(p,q)$ используется для описания процедуры последовательных разностей порядка d. Несмотря на возможность использования модели $ARIMA(p,d,q)$ для аппроксимирования и прогнозирования нестационарных процессов необходимо отметить следующие недостатки, осложняющие ее реальное применение для анализа финансовых рядов:

1) чувствительность к используемым данным. Для построения модели $ARIMA(p,d,q)$ требуется длительная серия данных без структурных изменений, в частности с отсутствием сезонной составляющей [165, с. 223-226];

2) невозможность автоматической подстройки. В отличие от простейших сглаживающих или трендовых моделей финансового рынка, $ARIMA(p,d,q)$ не обладает возможностью автоматического изменения своих параметров при получении новых данных. Другими словами, при реальном использовании $ARIMA(p,d,q)$ для прогнозирования динамики финансовых рынков требуется периодическое проведение процедуры переоценки модели и возможной смены спецификации;

3) значительные вычислительные затраты. Так как для оценки модели требуется наличие определенной выборки данных, а также, учитывая требование постоянной калибровки с использованием нелинейных процедур, модель $ARIMA(p,d,q)$ является трудоемкой для постоянного применения;

4) нестабильность, возникающая вследствие периодических изменений в спецификации модели потенциально неэффективных при поступлении новых наблюдений.

Общей проблемой для всех описанных линейных гауссовых моделей является невозможность их использования в условиях гетероскедастичности данных, выражающейся в отмеченной в параграфе 1.1 проблеме кластеризации волатильности. Традиционным способом моделирования финансовых рядов, обладающих свойством гетероскедастичности, или другими словами зависимости от времени условной вариации процесса, является использование нелинейных условно-гауссовых моделей, среди которых наиболее популярными являются авторегрессионная модель условной гетероскедастичности $ARCH(p)$, предложенная Энглом в работе [96, с. 987-1007] в 1982 году и ее обобщенная версия $GARCH(p,q)$, предложенная Боллерслевом в 1986 году в работе [70, с. 307-327]. На практике чаще всего применяется модель $GARCH(1,1)$ [21, с. 313]. Однако, также как и линейные гауссовы модели, модели типа $ARCH$ имеют свои недостатки, среди которых необходимо отметить следующие:

1) модели $ARCH$ и $GARCH$ не позволяют описывать асимметрию волатильности в зависимости от предыдущих шоков цены торгуемого актива

[149, с. 318]. Другими словами, влияние «плохих» новостей, приводящих к снижению цены, эквивалентно по своему эффекту, оказываемому на абсолютное значение волатильности, влиянию «хороших», приводящих к росту цены. Однако, существующие эмпирические исследования реальных финансовых рынков указывают на то, что возникновение «плохих» новостей оказывает значительно больший эффект на значение волатильности по сравнению с возникновением «хороших». Таким образом, модели *ARCH* и *GARCH* позволяют строить оценку волатильности исключительно на абсолютных значениях исторических доходностей, независимо от их знаков;

2) модель *ARCH* имеет короткую память при описании процесса кластеризации волатильности [148, с. 606-607]. Другими словами, волатильность сохраняется в течение короткого времени, за исключением случаев больших значений параметра p;

3) модель *GARCH* не объясняет наблюдаемую ковариацию между квадратичной ошибкой процесса ε_t^2 и ее линейной лагированной величиной ε_{t-j} [164, с. 320];

4) в модели $GARCH(1,1)$ шоки цены могут сохраняться в одном периоде и исчезать на другом, вследствие чего условные моменты данной модели могут значительным образом изменяться, даже в случае стационарности и эргодичности процесса;

5) модель *GARCH* использует квадратичные величины значений исследуемого процесса, следовательно присутствие статистических выбросов в данных может значительным образом снизить эффективность модели.

Существует ряд модификаций моделей типа *ARCH*, позволяющих частично решать описанные выше проблемы. Например, для решения проблемы независимости значения волатильности от знаков исторических доходностей разработана модель *EGARCH* [132, с. 628-630]. В свою очередь, для учета свойства длительной памяти в амплитудах доходностей и отсутствия корреляции между ними используется модель *FIGARCH* [148, с. 610-612]. На данный момент

разработано множество моделей *ARCH* типа, отличия между которыми состоят в спецификации функциональной формы условной дисперсии $\sigma_t^2 = E\left\langle \varepsilon_t^2 \middle| F_{t-1} \right\rangle$: *EGARCH*, *TARCH*, *AGARCH*, *NARCH*, *STARCH*, *HARCH*, *MARCH* и др. [61, с. 307-328]. Однако, все представленные модели, аналогично линейно гауссовым, обладают существенным недостатком, осложняющим их применение для анализа и прогнозирования динамики реальных финансовых рынков. Данным недостатком является необходимость периодической переоценки и потенциальной смены функциональных форм.

В качестве промежуточного итога следует отметить, что в теории временных рядов разработано множество моделей и методов прогнозирования, основанных на присутствии линейных зависимостей типа *AR* как для моделируемого процесса, так и для его дисперсии. Однако использование данных методов и моделей зачастую оказывается неприменимым или затруднительным для анализа и прогнозирования динамики реальных финансовых рядов, в частности, вследствие нестационарности исследуемого процесса либо зависимости функциональной формы модели от выбранного исторического периода, используемого для построения оценки. Существующие по данной теме научные исследования, например [121, с. 299-315], демонстрируют, что эффективность прогнозирования временных рядов финансовых рынков может быть значительно улучшена путем использования нелинейных моделей, позволяющих лучше аппроксимировать любые рыночные движения. Однако, данные модели обладают рядом недостатков [67, с. 414-420], значительно снижающих их привлекательность, а именно зависимостью функциональной формы функции аппроксимации от выбора исследуемого рынка и временного периода, а также необходимостью ее постоянной подстройки, не гарантирующей соблюдения требуемого размера ошибки на множестве данных, не участвующих в аппроксимации.

Альтернативным подходом к решению задачи моделирования и прогнозирования динамики временных рядов финансового рынка является

использование аппарата искусственных нейронных сетей. Искусственные нейронные сети (ИНС) представляют собой множество связанных обработчиков (искусственных нейронов). Сигнал между нейронами передается с помощью синаптических связей, каждая из которых имеет свой вес. Заработавшие значительную популярность в последние годы и представляющие альтернативный подход к моделированию и прогнозированию стохастических процессов [52, с. 5-22] ИНС изначально создавались для имитации принципов человеческого мышления с помощью компьютерных технологий. По аналогии с работой человеческого мозга ИНС стремятся к распознанию определенных повторяющихся закономерностей, паттернов, во входных данных, и, обучаясь на прошлых результатах, позволяют получать обобщенные прогнозы на будущее. Несмотря на то, что изначально разработка нейронных сетей была продиктована целями биологических исследований, последующее применение ИНС в различных областях при изучении стохастических процессов выявило их значительные прогнозные способности.

В литературе существует множество исследований, посвященных возможностям прикладного использования аппарата ИНС для прогнозирования временных рядов финансового рынка. В качестве иллюстрации стоит отметить некоторые из них. Так, существуют работы, например [102, с. 17-34], свидетельствующие о том, что искусственные нейронные сети позволяют точнее прогнозировать нестационарные стохастические процессы по сравнению с традиционными линейными статистическими моделями. Однако, также существуют примеры [133, с. 347-364; 157, с. 541-551], когда традиционные модели обладали лучшими или эквивалентными прогнозными способностями по сравнению с аппаратом ИНС. Потенциальное объяснение такого явления состоит в том, что нейронные сети позволяют лучше аппроксимировать процессы с присутствием нелинейных связей. Однако в случае, если данные не содержат подобные нелинейные структуры, тогда традиционные линейные модели и искусственные нейронные сети могут прогнозировать исследуемые ряды с

одинаковой степенью точности. Другим объяснением является тот факт, что на настоящий момент не существует точно определенных процедур по выбору используемых параметров сети, таких как время обучения, количество скрытых слоев и узлов, которые в свою очередь зависят от поставленной задачи. В контексте вопроса о зависимости качества построенных сетей от методологии их построения необходимо отметить работу [67, с. 414-429], в которой авторы путем аккуратного подбора входных параметров и способов обучения построили нейронную сеть, позволившую получать более точные прогнозные значения для временных рядов обменных курсов австралийского доллара и фунта стерлингов к доллару США AUD/USD и GBPUSD соответственно, по сравнению с моделями *ARIMA*, *GARCH* и *RW* (модель случайного блуждания).

В качестве промежуточного итога необходимо отметить следующие свойства ИНС, делающие их привлекательными для исследования, моделирования и прогнозирования временных рядов финансового рынка:

1) ИНС по своей природе являются управляемыми данными (data-driven) и самостоятельно адаптирующимися (self-adaptive) [48, с. 132]. Для использования ИНС нет необходимости в задании спецификаций или функциональных форм. Также отсутствует необходимость задания начальных параметров или представлений о статистическом распределении данных. Искомая модель адаптивно формируется под свойства и структуру исследуемых данных. Данное свойство ИНС является полезным при решении многих практических задач, для которых не существуют начальных знаний о свойствах исследуемого процесса;

2) ИНС являются нелинейными, что позволяет использовать их для анализа и моделирования нелинейностей и сложных паттернов в данных, в отличие от традиционных моделей ARIMA;

3) ИНС обладают универсальными аппроксимирующими свойствами. Как показано в работе [110, с. 359-366], ИНС позволяют аппроксимировать любую непрерывную функцию с любой степенью точности. Универсальность аппроксимирующих свойств ИНС подтверждаются рядом сильных теорем, таких

как Хехт-Нильсена [108, с. 11-14] и Колмогорова-Арнольда [17, с. 953-956]. Также ИНС позволяют работать с данными, содержащими пропуски, ошибки и шум.

Таким образом, отмеченные выше свойства и результаты прикладного применения ИНС демонстрируют эффективность их использования для прогнозирования финансовых рядов. Однако, существует альтернативный механизм построения описательных и прогнозных моделей финансового рынка – фильтр Калмана, позволяющий аналогично нейронным сетям аппроксимировать нестационарные стохастические процессы. Фильтр Калмана, предложенный Калманом в 1960 году в оригинальной работе [120, с. 35-45], как и его модифицированная версия, разработанная Калманом и Бьюси в 1961 году [119, с. 95-108], представляет собой рекурсивное решение задачи линейной фильтрации для дискретных данных. Начиная с 1960 года, благодаря повсеместному внедрению компьютерных технологий, методы калмановской фильтрации нашли широкое применение в задачах автономной и полуавтономной навигации, в частности для самолетов, космических аппаратов и средств ПВО; в задачах планирования и контроля в области робототехники; в задачах компьютерной визуализации, а также в области экономических исследований. Возможности применения калмановской фильтрации при решении задач стохастического управления и контроля подтверждается существующими по данной теме исследованиями, например [137, с. 1-15]. В области экономических исследований фильтр Калмана, как правило, используется в теории контроля, моделирования экономических систем [58, с. 49-74] и др. В частности, фильтр Калмана представляет собой методологию, позволяющую строить оценку зависимых от времени коэффициентов регрессионных моделей, в то время как в большинстве эконометрических моделей коэффициенты считаются постоянными. Другим преимуществом использования калмановской фильтрации в экономических исследованиях является возможность анализа систем, содержащих ненаблюдаемые переменные состояния, в то время как в большинстве эконометрических моделей все переменные состояния считаются наблюдаемыми.

Принцип работы фильтра Калмана заключается в получении прогноза значения исследуемой переменной для следующего периода, используя ее значение в текущем периоде, и последующей корректировки прогноза в следующем периоде. Коррекция прогноза происходит путем добавления коррекционной составляющей к ошибке прогноза таким образом, чтобы статистически ее минимизировать. Как показано в работе [87, с. 1073-1083], линейный фильтр Калмана является оптимальным MSE (Mean Square Error) фильтром, позволяющим строить оценки, обладающие свойством минимальной среднеквадратичной ошибки MMSE (Minimum Mean Square Error), при условии, что наблюдаемые переменные и ошибки обладают Гауссовым распределением. Таким образом, фильтр Калмана является лучшим среди линейных фильтров, позволяя получать несмещенные и оптимальные оценки состояния системы в момент времени t, используя всю доступную информацию для шага $t-1$, и дополнительную информацию, полученную на шаге t. Также, благодаря рекурсивному способу оценки, фильтр каждый раз пересчитывает оптимальное решение при поступлении в систему нового наблюдения.

Фильтр Калмана является основным алгоритмом оценки динамических систем в форме пространства-состояния (state-space) [86, с. 165-169], что позволяет использовать его не только для аппроксимации и фильтрации, но также для решения задач прогнозирования. Представление модели в форме пространства-состояния является одним из основных инструментов в теории контроля и может быть описано с помощью следующих формул:

$$\mathbf{X}_{t+1} = F_t \mathbf{X}_t + \mathbf{V}_t, \tag{1.8}$$

$$\mathbf{Y}_t = G_t \mathbf{X}_t + \mathbf{W}_t, \tag{1.9}$$

где $\{\mathbf{X}_t\}$ представляет ν-мерный стохастический процесс, описывающий состояние определенной системы, $\{\mathbf{V}_t\} \sim N(\mathbf{0}, \{Q_t\})$ вектор независимых одинаково

распределенных ошибок процесса, $\{F_t\}$ – последовательность матриц размера $\nu \times \nu$, $\{\mathbf{Y}_t\}$ – ω-мерный процесс, описывающий наблюдаемое состояние системы, $\{\mathbf{W}_t\} \sim N(\mathbf{0}, \{R_t\})$, $\{G_t\}$ – последовательность матриц размера $\omega \times \omega$. Последовательности $\{\mathbf{W}_t\}$ и $\{\mathbf{V}_t\}$ являются некоррелированными между собой, а также с процессом начальных состояний $\mathbf{X}_1$.

Формулы (1.8) и (1.9) представляют собой уравнения состояния и наблюдения соответственно. По причине сложности исследуемых систем, вектор состояния для которых может не являться наблюдаемым, требуется составление уравнения наблюдения, описывающего исключительно наблюдаемые параметры системы и являющегося дополнением к основному уравнению состояния системы. Как правило, уравнение наблюдения обладает меньшей размерностью, чем уравнение состояния, т.е. $\omega < \nu$. Линейная оценка $\mathbf{X}_t$ в терминах уравнений (1.8) и (1.9) может подразделяться на следующие задачи:

1. Задача прогнозирования с использованием $\mathbf{Y}_0, ..., \mathbf{Y}_{t-1}$.

2. Задача фильтрации с использованием $\mathbf{Y}_0, ..., \mathbf{Y}_t$.

3. Задача аппроксимации с использованием $\mathbf{Y}_0, ..., \mathbf{Y}_n$, где $n > t$.

Задача прогнозирования с помощью фильтра Калмана использует предикторы и матрицу ковариации ошибок, представляемые формулами (1.10) и (1.11) соответственно.

$$\widehat{\mathbf{X}}_t = P_{t-1}(\mathbf{X}_t), \tag{1.10}$$

$$\Omega_t = E[(\mathbf{X}_t - \widehat{\mathbf{X}}_t)(\mathbf{X}_t - \widehat{\mathbf{X}}_t)'], \tag{1.11}$$

где $P_t(\mathbf{X}) = P(\mathbf{X} \big| \mathbf{Y}_0, ..., \mathbf{Y}_t)$ – вектор лучших линейных предикторов $X_1, ..., X_\nu$, описываемый в терминах всех элементов из множества $\mathbf{Y}_0, ..., \mathbf{Y}_t$ как $P_t(\mathbf{X}) = A_0\mathbf{Y}_0 + ... + A_t\mathbf{Y}_t$, $A_0, ..., A_t$ – матрица размера $\nu \times \omega$.

Также задаются начальные условия (1.12) – (1.13) и условия рекурсии (1.14) – (1.15):

$$\widehat{\mathbf{X}}_1 = P(\mathbf{X}_1 \big| \mathbf{Y}_0), \tag{1.12}$$

$$\Omega_1 = E[(\mathbf{X}_1 - \widehat{\mathbf{X}}_1)(\mathbf{X}_1 - \widehat{\mathbf{X}}_1)'], \tag{1.13}$$

$$\widehat{\mathbf{X}}_{t+1} = F_t \widehat{\mathbf{X}}_t + \Theta_t \Delta_t^{-1} (\mathbf{Y}_t - G_t \widehat{\mathbf{X}}_t), \tag{1.14}$$

$$\Omega_{t+1} = F_t \Omega_t F_t' + Q_t - \Theta_t \Delta_t^{-1} \Theta_t', \tag{1.15}$$

где $\Delta_t = G_t \Omega_t G_t' + R_t$ и $\Theta_t = F_t \Omega_t G_t'$.

Выражение $\Theta_t \Delta_t^{-1}$ называется матрицей коэффициентов усиления (Kalman gain) и обозначено далее как $K_t = \Theta_t \Delta_t^{-1}$.

Отклонение прогноза вектора состояния системы от наблюдаемого значения может быть представлено в виде:

$$\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}_t = \mathbf{Y}_t - G_t \mathbf{X}_t. \tag{1.16}$$

Тогда ковариационная матрица вектора ошибки (отклонения):

$$S_t = G_t \Omega_t G_t' + R_t. \tag{1.17}$$

Матрица коэффициентов усиления:

$$K_t = \Omega_t G_t' S_t^{-1}. \tag{1.18}$$

Коррекция ранее полученного (экстраполированного) вектора состояния, с учетом рассчитанного отклонения и матрицы усиления коэффициентов:

$$\tilde{\hat{\mathbf{X}}}_t = \hat{\mathbf{X}}_t + K_t \tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}_t. \tag{1.19}$$

Ковариационная матрица для скорректированного вектора состояния системы:

$$\tilde{\Omega}_t = (I - K_t G_t)\Omega_t. \tag{1.20}$$

Процедура оценки фильтром представляет собой следующий алгоритм: исследуемая модель задается в виде пространства-состояния, затем для множества входных параметров происходит оценка ошибок прогнозов модели, которые далее используются для рекурсивной оценки функции правдоподобия и ее максимизации. Более детально алгоритм работы фильтра можно разложить на два основных этапа, описанных далее, каждый из которых содержит по несколько шагов.

1. Этап экстраполяции, подразделяющийся на следующие шаги: экстраполяция вектора состояния системы и оценка его ковариационной матрицы (1.12) – (1.15).

2. Этап коррекции, подразделяющийся на следующие шаги: оценка отклонения наблюдаемого состояния от его прогноза (экстраполированного значения), полученного на предыдущем шаге (1.16), оценка его ковариационной матрицы (1.17), оценка матрицы коэффициентов усиления Калмана (1.18), внесение коррекции в полученное ранее прогнозное значение вектора состояния системы (1.19).

Далее, на рисунке 1.2, приведена графическая иллюстрация принципа работы алгоритма.

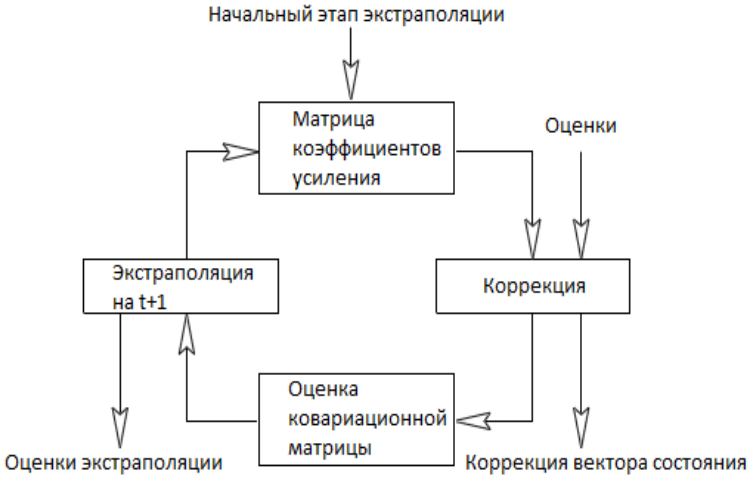

Рисунок 1.2 – Алгоритм работы фильтра Калмана

Источник: составлено автором

Для запуска фильтра Калмана, помимо представления модели в форме пространства-состояния, на начальном этапе экстраполяции необходимо задание вектора начального состояния системы и дисперсии ошибок. В случае если исследуемый временной ряд является стационарным, классической инициализацией является использование безусловного среднего и дисперсии вектора начального состояния [54, с. 499-502]. В случае нестационарных временных рядов финансового рынка данный подход не применим, так как среднее значение и ковариация являются зависимыми от времени. Существует множество работ, посвященных способам решения данной проблемы. Примером может служить работа [156, с. 49-58], в которой дисперсии начального состояния присваивались большие значения. Однако, как продемонстрировано в работе [128, с. 694-697], данный подход содержит ряд определенных вычислительных трудностей, в том числе невозможность использования фильтра для моделей $ARIMA(p,d,q)$, для которых $p+d<q+1$. Другим подходом, предложенным Китагавой в работе [126, с. 103-116], является присвоение вариации начального состояния нулевого значения. Также возможным является дополнение к компонентам вектора начального состояния значений разностей порядка d, с последующей инициализацией фильтра в момент времени d, когда добавленная

часть будет полностью определена [106, с. 125-131]. Однако, данный подход применяется не непосредственно к компонентам модели, а также добавленная составляющая может быть значительно больше требуемого. Традиционным подходом, наиболее часто применяемым на практике и реализованным в большинстве статистических пакетах, является метод запуска фильтра с использованием оценки начального состояния, нулевой дисперсии и последующими приращениями для достижения результатов, независящих от среднего и дисперсии начального состояния [86, с. 167-168]. Наиболее строгим методом, позволяющим использовать фильтр на нестационарных временных рядах, является модифицированный фильтр Калмана, предложенный Анслеем и Кохном в 1986 году в работе [129, с. 751-761]. Однако, в данном подходе на этапе инициализации вариация части компонент начального состояния может принимать бесконечные значения, что представляет значительные вычислительные трудности. В связи с этим, а также из-за концептуальной сложности подхода бесконечных значений для вариации, данный подход не используется в статистических пакетах и, соответственно, не применяется на практике. Авторы этой работы также показали, что результаты модифицированного фильтра Калмана будут совпадать с результатами трансформационного подхода (transformation approach), исключающего эффект нестационарности начальных значений. Как продемонстрировано в работе [130, с. 411-421], данный подход позволяет получать MMSE оценки (обладающие минимальной среднеквадратичной ошибкой) среди всевозможных линейных оценок, получаемых при исключении эффекта влияния начальных данных. Несмотря на кажущуюся привлекательность данного подхода, исключение эффекта нестационарности начальных данных будет зависеть от введенных предположений относительно их нестационарности. Однако, не существует единого набора предположений, применимых для любого случая нестационарных данных.

Классический фильтр Калмана является ограниченным относительно предположений о линейности исследуемой системы и дискретного характера времени. Однако, для работы с временными рядами финансового рынка, обладающими нелинейными эффектами, описанными в параграфе 1.1, требуется введение определенных модификаций. Данные модификации, позволяющие учитывать нелинейные эффекты как для оригинального процесса, так как для уравнения наблюдения, а также модификации, необходимые для оценки моделей с непрерывным временем, представляют собой следующее:

1) расширенный фильтр Калмана (extended Kalman filter) [94, с. 2596-2599]. Уравнения состояния и наблюдения (1.29) и (1.30) представляют собой нелинейные дифференцируемые функции. Таким образом, матрица ковариации (1.32) будет являться якобианом и, соответственно, состоять из частных производных данных функций;

2) сигма-точечный фильтр Калмана (unscented Kalman filter) [117, с. 401-422]. Применяется в случаях, когда функции из уравнений наблюдения и состояния (1.29) и (1.30) являются значительно нелинейными. Присутствие нелинейностей высоких порядков осложняет вычисление якобиана, что делает данный фильтр предпочтительным по сравнению с расширенным, описанным выше. Также, как показано в работе [105, с. 545–555], для ряда систем сигма-точечный фильтр позволяет вычислять среднее и ковариацию искомого состояния точнее, чем возможно оценить с помощью расширенного фильтра;

3) фильтр Калмана-Бьюси, представленный в работе [119, с. 95-108], в отличие от классического фильтра Калмана дискретного по времени позволяет строить оценку моделей с непрерывным временем;

4) гибридный фильтр Калмана аналогично фильтру Калмана-Бьюси применяется для моделей с непрерывным временем. Однако, учитывая, что характер получения новых наблюдения, как правило, является дискретным по времени, уравнение наблюдения для данного фильтра содержит механизм

перевода получаемых данных из дискретного типа в непрерывный [142, с. 209-238].

Необходимо отметить ряд существующих работ, посвященных возможностям использования калмановской фильтрации для прогнозирования временных рядов финансового рынка [27, с. 175-178]. В работе [137, с. 1-15] автором был использован фильтр Калмана для оценки моделей, представленных в форме пространства-состояния и позволяющих спрогнозировать движение 90-дневнной и 180-дневной ставок межбанковских заимствований Австралии, являющихся важнейшими экономическими индикаторами для регулирующих органов и государства. Оценка с помощью фильтра Калмана структурных моделей, обладающих зависимыми от времение коэффициентами и описывающих динамику обменных курсов доллара США к фунту стерлингов и японской йене GBPUSD и USDJPY, представлена в работе [150, с. 435-443]. В работе [30, с. 1-11] продемонстрированы преимущества использования калмановской фильтрации для прогнозирования финансовых рядов по сравнению с традиционными линейными моделями, в частности моделями *ARMA* и *GARCH* . В работе [44, с. 76-79] автор, используя фильтр Калмана-Бьюси, разработал комплекс прогнозных моделей для рынка потребительских товаров города Твери.

В качестве промежуточного итога следует отметить следующие свойства фильтра Калмана, позволяющие эффективно использовать его для прогнозирования временных рядов финансового рынка:

1) фильтр Калмана позволяет для любого момента времени t строить линейную, несмещенную и обладающую минимальной вариацией оценку исследуемой системы;

2) фильтр Калмана является оптимальным MSE фильтром, позволяющим строить оценки, обладающие свойством минимальной среднеквадратичной ошибки (MMSE);

3) использование калмановской фильтрации позволяет спрогнозировать состояние системы в прошлом, настоящем и будущем, а также в случае

неизвестности ее точных статистических свойств. На практике неизвестность точных статистических свойств системы означает, что некоторые компоненты, определяющие состояние динамической системы, не могут быть получены путем прямого измерения, а лишь с использованием вспомогательного стохастического процесса;

4) фильтр Калмана позволяет строить оценку зависимых от времени коэффициентов регрессионных моделей;

5) оценка с помощью калмановской фильтрации не зависит от наличия статистических выбросов в данных. Рекурсивная оценка, начиная с исходной выборки, постоянно обновляется при поступлении новых наблюдений. Таким образом, фильтр Калмана используя всю историю наблюдений, позволяет построить оценку стохастического пути коэффициентов, а не одного определенного, для которого присутствие статистических выбросов приведет к смещенной оценке;

6) фильтр Калмана является устойчивым к пропущенным значениям в используемой выборке, что предоставляет значительные возможности для прогнозирования, считая будущее прогнозируемое значение пропущенным;

7) использование калмановской фильтрации применимо для моделирования и прогнозирования нестационарных временных рядов финансового рынка;

8) модификации фильтра Калмана позволяют исследовать временные ряды финансовых рынков, обладающие значительными нелинейными эффектами.

Представленный в параграфе анализ позволяет сделать ряд выводов:

1. Существует множество статистических методов прогнозирования, включающих модели экспоненциального сглаживания, аддитивные и мультипликативные модели, и пользующиеся наибольшей популярностью авторегрессионные модели, основанные на присутствии линейных и нелинейных зависимостей как для моделируемого процесса, так и для его дисперсии. Однако, данные подходы имеют значимые недостатки, среди которых основными являются либо невозможность применения для нестационарных процессов, либо

зависимость функциональной формы моделей от исследуемого ряда и временного периода, на котором проводилось построение, либо низкое качества прогнозирования на длительном временном горизонте.

2. Эффективным подходом для моделирования и прогнозирования нелинейных и нестационарных процессов, происходящих на финансовых рынках, является использование структурных методов, таких как искусственные нейронные сети и калмановская фильтрация.

1.3 Анализ возможностей построения экономико-математических моделей для описания процессов рыночной динамики и принятия торговых решений

В предыдущем параграфе был представлен сравнительный анализ современных методов моделирования и прогнозирования финансовых рядов. С помощью проведенного обзора существующих исследований было показано, что аппарат искусственных нейронных сетей и калмановская фильтрация позволяют наиболее точно описывать и прогнозировать динамику нестационарных стохастических процессов, происходящих на финансовых рынках. Однако, как нейронные сети, так и фильтр Калмана представляют собой исключительно инструменты, используемые для аппроксимации рядов или построения моделей, для которых, в свою очередь, требуется понимание конъюнктурных и статистических особенностей выбранного финансового рынка. Таким образом, в основе процесса прогнозирования должна лежать модель, позволяющая описывать структурные особенности динамики финансового рынка, для оценки которой возможно применение различных подходов, в том числе аппарата ИНС и фильтра Калмана. Данный параграф посвящен анализу возможностей построения экономико-математических моделей для описания и прогнозирования динамики финансовых рынков и принятия соответствующих торговых решений.

На настоящий момент среди наиболее популярных подходов к принятию торговых решений можно выделить следующие два: принятие решений осуществляется на основе математических методов моделирования рыночной динамики либо на основе методов технического анализа.

В существующей литературе [15, с. 23-48; 18, с. 59-134; 46, с. 235-342; 151, с. 21-288; 161, с. 56-120] представлено множество путей использования инструментов, реализующих концепцию технического анализа. Вследствии чего, представление подобного подхода к описанию рыночной динамики и соответствующему принятию торговых решений в рамках данной работы не представляет принципиального интереса, однако является необходимым отметить его основные преимущества и недостатки. К преимуществам подхода можно отнести следующие:

1) возможность в ряде случаев получать достоверные сигналы о будущем направлении движения цены на рассматриваемом рынке;

2) возможность в ряде случаев строить выводы о доминирующем настроении участников рынка;

3) возможность в ряде случаев визуально определять существующие на рынке паттерны, на основании чего строить достоверные прогнозы будущего направления движения цены.

В свою очередь, среди недостатков подхода можно выделить следующие:

1) прогнозы будущего движения цены строятся на предположении о том, что участники рынка анализируют данные исторической динамики, однако, зачастую, возникновение непредвиденных факторов, например выход неожиданных новостей, может значительным образом изменять направение движения цены относительно ее спрогнозированных уровней;

2) ряд инструментов технического анализа основывается на учете изменений исторических торговых объемов, которые, в свою очередь, значительным образом зависят от подверженности настроений участников рынка

различным новостям, вследствии чего определенные инструменты технического анализа могут давать недостоверные прогнозы рыночной динамики;

3) зачастую, множество инструментов технического анализа демонстрируют визуально схожие паттерны при различных типах ценовой динамики, например, одни и те же рыночные индикаторы могут свидетельствовать одновременно о явлении консолидации цены либо о преодолении ценой определенных уровней, что, в свою очередь, может приводить к различной интерпретации подобных ситуаций участниками рынка;

4) большинство инструментов технического анализа являются подверженными влиянию статистических выбросов в данных, возникающих, в том числе, при выходе определенных новостей, что, в свою очередь, может приводить к получению недостоверных прогнозов рыночной динамики.

Несмотря на приведенные достоинства технического анализа, существующие недостатки значительным образом ограничивают возможности его применения в рамках подхода к принятию торговых решений. Как было отмечено выше, альтернативным подходом является принятие торговых решений на основе математических моделей рыночной динамики. На настоящий момент возможно выделить два наиболее популярных в литературе направления построения подобных моделей – агентно-ориентированный подход и подход, сводящийся к использованию математического аппарата, схожего с применяемым при изучении природных явлений в таких областях как термо-, гидро- и газодинамика, электростатика, молекулярная и квантовая физика, нелинейная акустика и т.д.

Данные подходы обладают важным принципиальным отличием. В рамках агентно-ориентированного прогнозирования рыночной динамики требуется задание детальной информации о каждом участнике, в частности его классификация по поведенческим закономерностям [71, с. 1938-1952; 74, с. 1235-1245], выставляемые им цены, объемы ордеров и т.д. Однако доступом к подобной информации, как правило, обладают исключительно организаторы торгов, в силу чего реальное практическое использование данного подхода

является затруднительным. Несмотря на сложности, возникающие при практической реализации, в литературе существует множество исследований агентно-ориентированного подхода [7, с. 57-67; 12, с. 1489-1495; 14, с. 1-10; 138, с. 498-500], как правило, сводящихся к построению моделей и поиску соответствующих решений методами численного моделирования с использованием сгенерированных данных, включающих индивидуальную информацию о гипотетических участниках. В свою очередь, отмеченное выше принципиальное отличие между агентно-оринтированными методами описания рыночной динамики и использованием для такого описания математического аппарата моделирования природных явлений заключается в возможностях последнего выявлять схожие закономерности и свойства между определенными естественными и рыночными процессами. Более того, подобный естественнонаучный подход также позволяет использовать элементы как описанной выше концепции технического анализа, так и агентно-оринетированного подхода, что, в свою очередь, делает его примененимым для построения экономико-математических моделей в рамках поставленной в диссертационной работе задачи по разработке комплексного подхода к принятию торговых решений. Соответствующие возможности естественнонаучного подхода были реализованы в разработанных экономико-математических моделях динамики финансового рынка, которые будут представлены в следующей главе. В свою очередь, далее в настоящем параграфе будут приведен анализ существующих исследований в данном направлении.

Наиболее известным внедрением наработок математического аппарата, используемого для описания стохастических природных явлений, в области экономических исследований, и, в частности, при изучении динамики финансовых рынков, является отмеченная ранее модель случайного блуждания (RW). В общем виде эта модель может быть представлена с помощью следующей формулы:

$$x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t, \tag{1.21}$$

где $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$ – независимые одинаково распределенные ошибки, $t = 1, ..., n.$

Так как в данном процессе ε_t не коррелирует с x_{t-1}, следовательно, $E(x_t) = E(x_{t-1})$ и $V(x_t) = V(x_{t-1}) + \sigma^2$. Таким образом, в силу того, что $V(x_t) \neq V(x_{t-1})$, процесс случайного блуждания x_t является нестационарным. Нестационарность процесса случайного блуждания, играющего ключевую роль в описанной в параграфе 1.2 гипотезе эффективного рынка, позволяет с определенной степенью эффективности применять его для описания динамики финансовых рынков. Теоретическая применимость данного процесса для моделирования поведения финансовых рынков также была разобрана в параграфе 1.2.

Анализируя результаты, приведенные в работах Рейлиха [166, с. 73-78] и Каца [118, с. 369-391], по исследованию разностных схем при условии заданного процесса случайного блуждания, можно сделать вывод, что в зависимости от выбора длительности пути или времени, затрачиваемого на его прохождение, конструируемая разностная схема будет сведена к дифференциальному уравнению либо параболического, либо гиперболического типа. Другими словами, данные работы иллюстрируют возможность вывода дифференциальных уравнений различных типов из заданного процесса случайного блуждания. Что в свою очередь позволяет сделать вывод об их применимости для описания и прогнозирования динамики финансовых рынков. На практике, для описания процессов рыночной динамики используется именно параболический тип частных дифференциальных уравнений, представляемых с помощью формулы (1.22).

$$\upsilon \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial u}{\partial t} = f(x,t), \tag{1.22}$$

где u, с точки зрения физического процесса, представляет собой распространяющейся в пространстве фактор, например скорость течения

жидкости/газа, давление или температуру. Применительно к исследованиям финансового рынка u является ценой торгуемого инструмента (актива). Диффузионная составляющая уравнения $\upsilon\frac{\partial^2 u}{\partial y^2}$ описывает явление стремления рынка к достижению равновесной цены, υ – коэффициент вязкости жидкости, отражающий с точки зрения финансового рынка скорость его движения к положению равновесия. Последняя компонента уравнения $f(y,t)$ представляет собой внешнюю воздействующую силу, как правило, периодического характера. Применительно к финансовому рынку данная сила может представлять собой наличие новостей или определенные внутренние особенности исследуемого рынка.

Самое известное применение дифференциального уравнения параболического типа (1.22) для моделирования процессов, происходящих на финансовых рынках, заключается в том, что оно является основой уравнения Блэка-Шоулза (Black-Scholes) [68, с. 640-641], используемого для определения цен опционов [143, с. 141-144]. Построение аналогии между данными уравнениями состоит в представлении в (1.22) $u(x,t)$ как цены опциона, зависящей от цены базового актива x и времени t. В свою очередь, при смене переменных и определенных граничных условиях, уравнение Блэка-Шоулза может быть обратно сведено к уравнению (1.22). Таким образом, для построения экономико-математических моделей, описывающих движение цен на финансовом рынке, может быть использовано дифференциальное уравнение параболического типа (1.22). Также необходимо отметить одновременную применимость данного уравнения для описания процессов, происходящих на финансовых рынках, а также в области исследования природных явлений, в частности процесса диффузии в жидкостях и газах при заданном температурном распределении. Действительно, цена торгуемого на финансовом рынке инструмента изменяется под воздействием поступления в агрегирующий алгоритм новых ордеров, что аналогично поведению атома, взаимодействующего со своим окружением под

действием температурных флуктуаций. Другим примером использования более сложного дифференциального уравнения для моделирования процессов финансовых рынков является уравнение Фоккера-Планка (Fokker-Planck) [149, с. 211-217], применяемого вместе с уравнением Блэка-Шоулза в теории ценообразования опционов. Интересный способ анализа и прогнозирования динамики финансовых рынков на основе уравнения Фоккера-Планка был предложен в работе [39, с. 809-821]. Также в данной работе были продемонстрированы фрактальные свойства временного ряда обменного курса доллара США к российскому рублю (USDRUB).

Помимо уравнения (1.22), используемого для моделирования процесса теплопроводности, существуют и другие примеры проведения аналогии между динамикой цен на финансовом рынке и физическими явлениями из области термодинамики. Например, работа [125, с. 32-45] посвящена демонстрации возможностей описания циклических закономерностей, происходящих на финансовых рынках, с помощью экономико-математической модели аналогичной термодинамической модели цикла Курно (Carnot). Было показано, что кризисы финансовых рынков представляют собой аналогию с этапом охлаждения в цикле. Другая интересная модель прогнозирования кризисов на финансовых рынках была предложена в работе [45, с. 37-46] и использует в качестве основы уравнение стохастического движения цены, применяемое в отмеченной выше модели Блэка-Шоулза.

Существует ряд работ посвященных исследованию возможностей моделирования процессов, происходящих на финансовых рынках, с помощью уравнений, схожих с теми, что используются в области молекулярной физики и гидродинамики [16, с. 5–10]. В качестве примера стоит отметить работу [99, с. 1-5], авторы которой, используя аналогию с физическим процессом аннигиляции частицы и античастицы, разработали экономико-математичекую модель транзакций, происходящих на финансовом рынке, между ордерами одинакового объема на покупку и продажу для любого торгуемого инструмента. Другим

примером является работа [169, с. 767-770], иллюстрирующая аналогию между скоростью флуктуаций жидкости с высоким числом Рейнольдса и изменением доходностей американского индекса S&P. Результаты, приведенные в работе, свидетельствуют о турбулентном состоянии исследуемого процесса по аналогии с жидкостной динамикой, состоящем в нестационарности и негауссовых свойствах на коротких временных интервалах. Также стоит отметить работы [23, с. 119-123; 140, с. 587-588], позволяющие оценить аналогии между турбулентным движением жидкости или газа и динамикой финансовых рынков. В частности, было показано, что формы функций плотности распределения для данных процессов зависят от выбранного временного горизонта следующим образом: функция плотности имеет острый пик на малом временном интервале, стремясь к гауссову виду с ростом данного интервала. Схожие результаты, в том числе по российскому фондовому рынку, представлены в работах [4, с. 3-19] и [5, с. 774-778].

Необходимо отметить работу [113, с. 3-14], некоторые результаты которой легли в основу построенного комплекса прогнозных математических моделей финансового рынка, представленного в параграфе 2.2. Авторы данной работы с помощью проведения аналогий между поведением участников торгов и членов животной популяции, а также используя уравнение Бюргерса, применяемое в области термо- и гидродинамики, построили экономико-математическую модель, позволяющую прогнозировать рыночную цену путем моделирования процесса выставления ордеров участниками рынка. Отмеченное дифференциальное уравнение Бюргерса аналогично (1.22) имеет параболический тип и может быть представлено с помощью формулы (1.23).

$$\upsilon \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} + u \frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial u}{\partial t} = f(y,t), \tag{1.23}$$

где $u \frac{\partial u}{\partial y}$ описывает импульсную или моментную (momentum) составляющую динамики рынка, что соответствует явлению «гонки» участников

рынка за дополнительной прибылью. Компонента $\frac{\partial u}{\partial y}$ является разностью между средней ценой в ордерах всех участников рынка и наиболее часто повторяющейся ценой в каждый момент времени t. Оставшиеся члены имеют аналогичный смысл как в приведенном выше уравнении (1.22). С теоретическим обоснованием явления «гонки» участников торгов можно ознакомиться в работе [22, с. 89-106].

В свою очередь основное уравнение (1.23) получается из более сложного уравнения Навье-Стокса [6, с. 271] (1.24) путем исключения компоненты давления p, отвечающей за разность объемов в ордерах участников рынка на покупку и продажу.

$$\upsilon \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} + u\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial u}{\partial t} + \frac{\partial p}{\partial x} = f(y,t). \qquad (1.24)$$

В качестве примера использования уравнения Навье-Стокса для моделирования турбулентных процессов финансового рынка стоит отметить работу [90, с. 1109-1121], в которой авторами была получена модель оценки краткосрочных эффектов влияния торговых операций на среднюю цену.

Исследование возможностей описания динамики финансовых рынков с помощью уравнений схожих с применяемыми для изучения природных явлений, не ограничивается областями термо- и гидродинамики. Необходимо отметить существование ряда работ по построению моделей финансовых рынков с помощью уравнений аналогичных используемым в квантовой физике. Например, в работе [172, с. 5769-5775] авторами была построена экономико-математическая модель стоимости акций фондового рынка, основывающаяся на уравнении Шредингера, являющегося основным инструментом квантовой физики. Другим примером является работа [57, с. 455-461], иллюстрирующая построение волновых функций для доходностей рынка акций.

Существуют исследования, посвященные изучению свойств временных рядов финансового рынка с помощью уравнений, моделирующих процесс полета

Леви. Уравнения данного процесса используются для моделирования явлений супердиффузии вещества, а также при описании перемещения птиц и животных. В качестве примера можно привести работу [134, с. 1087-1107], в которой автором было продемонстрировано свойство масштабной инвариантности величин доходностей финансовых рынков в любой момент времени, при условии описания движения цен с помощью уравнения полета Леви. Также использование возможностей процесса Леви применительно к задаче построения экономико-математических моделей финансовых рядов продемонстрировано в [41, с. 67-74].

Также необходимо отметить значительные возможности фрактального анализа при описании процесса движения цен на финансовом рынке [10, с. 85-90]. Данный метод, широко распространенный в физических исследованиях, в частности при решении задач в области изучения свойст твердого тела, имеет значительные наработки применительно к анализу финансовых рядов.

Общей чертой отмеченных выше работ является иллюстрация возможности моделирования динамики финансовых рынков с помощью математического аппарата схожего с применяемым для описания физических стохастических процессов. В свою очередь, приведенные уравнения являются ярким подтверждением подобной возможности.

Представленный в параграфе анализ позволяет сделать ряд выводов:

1. Наиболее перспективным путем построения экономико-математических моделей в рамках решения задачи по разработке комплексного подхода к принятию торговых решений является использование математического аппарата, применяемого в естественнонаучных исследованиях по описанию природных явлений.

2. Экономико-математические модели, использующие математический аппарат естественнонаучных исследований, также позволяют, в целях улучшения достоверности получаемых прогнозов рыночной динамики, реализовывать методы концепции технического анализа, а также элементы агентно-ориентированного подхода. Во множестве существующих исследований по теме

построения подобного рода моделей применяется аппарат дифференциального исчисления, в частности уравнения параболического типа. Наиболее популярной реализацией данного типа уравнений на практике является известная модель Блэка-Шоулза, используемая для оценки опционов.

Выводы к главе 1

В данной главе был проведен анализ существующих методов моделирования и прогнозирования динамики финансового рынка, позволяющих принимать торговые решения. В результате получены следующие выводы:

1. Моделирование и прогнозирование динамики финансового рынка применяется для значений доходности и волатильности соответствующего финансового ряда.

2. Временные ряды финансовых рынков представляют собой нестационарный процесс, содержащий значительную случайную компоненту и нелинейные эффекты, что осложняет задачу их прогнозирования.

3. Эффективными инструментами для моделирования и прогнозирования нелинейных и нестационарных процессов являются фильтр Калмана и аппарат искусственных нейронных сетей.

4. Традиционные подходы к принятию торговых решений заключаются в использовании либо математических методов моделирования рыночной динамики, либо методов технического анализа. В результате проведенного анализа достоинств и недостатков каждого из данных методов можно сделать следующий вывод: наиболее перспективным путем описания рыночных закономерностей является построение экономико-математических моделей, использующих математический аппарат естественнонаучных исследований, позволяющий реализовывать приемы технического анализа, агентно-

ориентированного подхода, а также методы эконометрического и стохастического моделирования. Построение подобных моделей может осуществляться в целях улучшения достоверности получаемых прогнозов, а также в рамках разработки комплексного подхода к принятию обоснованных торговых решений, основанного на синтезе наиболее важных преимуществ обоих традиционных подходов.

Глава 2 Экономико-математическое моделирование динамики финансового рынка

В предыдущей главе был проведен сравнительный анализ современных методов моделирования и прогнозирования временных рядов финансового рынка, представляющих собой традиционный математический подход к описанию рыночных закономерностей и принятию соответствующих торговых решений. Также были отмечены возможности другого традиционного подхода, состоящего в использовании методов технического анализа. С помощью проведенного обзора существующих исследований были рассмотрены основные достоинства и недостатки каждого из подходов и соответствующих им методов, на основании чего был сделан вывод о том, что наиболее перспективным путем по описанию закономерностей рыночной динамики является построение таких экономико-математических моделей, которые позволяли бы одновременно использовать как методы математического аппарата моделирования, так и приемы технического анализа. Построение подобных моделей представляет собой потенциальное решение частной задачи по повышению достоверности прогнозов поведения финансового рынка, а также более общей задачи по разработке комплексного подхода к принятию торговых решений на основе синтеза наиболее важных достоинств каждого из двух отмеченных традиционных подходов. На текущий момент вопросы разработки такого подхода и, в частности, создания соответствующих экономико-математических моделей не являются должным образом проработанными в существующей научной литературе.

Таким образом, настоящая глава посвящена созданию экономико-математических моделей, базирующихся на синтезе наиболее перспективных математических методов описания рыночных закономерностей с приемами технического анализа, в рамках решения поставленной задачи по разработке комплексного подхода к принятию торговых решений.

2.1 Разработка метода агрегации финансовых рядов в соответствии с концепцией относительности скорости хода рыночного времени

Временные ряды финансовых рынков являются нестационарными и, в частности, обладают свойством гетероскедастичности. Подобные статистические закономерности и связанные с ними проблемы были описаны в параграфе 1.1. Однако, несмотря на множество существующих методов снижения проблемы нестационарности финансовых рядов и разработанных моделей, контролирующих присутствие условной гетероскедастичности, не существует единой теории, позволяющей описать механизм возникновения данных проблем, и универсального способа их решения.

Настоящий параграф посвящен исследованию теоретического явления, заключающегося в вариации скорости хода времени на финансовых рынках. Изменяющийся характер скорости течения времени, присущий временным рядам финансовых рынков, является потенциальным механизмом возникновения описанных выше проблем. Как будет показано далее, моделирование данного теоретического явления действительно позволяет значительным образом снизить проблему нестационарности и, в частности, гетероскедастичности финансовых рядов.

Известно, что динамика финансовых рынков полностью зависит от происходящих на них процессов, которые в свою очередь являются следствием ряда причин. В числе таких причин стоит отметить следующие: появление различного рода новостей, носящих экономический, политический и социально-значимый характер [141, с. 679-680]; наступление событий, носящих сезонный и периодический характер, например, время экспирации крупных опционов или период выплаты налогов и корпоративных долгов на рынке обменных курсов;

особенности поведения участников рынка, в том числе продиктованные объемом клиентских операций [122, с. 15-16] и т.д.

Таким образом, динамика финансового рынка значительным образом зависит от плотности событий, происходящих в каждый момент времени. В качестве примера можно привести работу [107, с. 543-569], описывающую явление увеличения/снижения волатильности рынка в периоды увеличения/уменьшения количества новостей. Значение плотности событие отличается для различных интервалов астрономического времени. В свою очередь, ее изменение может носить как случайный, так и периодический (сезонный) характер. Следовательно, можно ввести понятие «рыночного времени», скорость хода которого отличается относительно скорости хода астрономического времени. Такая относительность рыночного времени должна подчиняться следующему правилу: рыночное время ускоряется с ростом плотности происходящих событий и замедляется в случае снижения данной плотности.

Изменяющийся характер скорости течения времени на финансовом рынке приводит к неоднородности его статистических свойств на одинаковых интервалах астрономического времени, что в свою очередь выражается в нестационарности исследуемого временного ряда. Таким образом, можно выдвинуть предположение о возможности увеличения стационарности финансовых рядов, путем увеличения однородности хода времени, лежащего в их основе. Данная задача может быть решена с помощью преобразования исследуемого ряда таким образом, что каждое его значение будет браться через равные промежутки прошедшего рыночного времени. В то время как традиционный временной ряд содержит значения, взятые через равные промежутки астрономического времени.

Необходимо отметить, что подобная задача агрегирования значений финансовых рядов, используя гипотезу относительности хода рыночного времени, была представлена и решена в работе [9, с. 179-186]. Однако, ее авторы,

представив путь решения задачи увеличения стационарности финансовых рядов, не решили проблему, связанную с выбором эффективной длины промежутка рыночного времени. Так как преобразованный временной ряд будет содержать значения, взятые через равные промежутки рыночного времени, возникает разумный вопрос об эффективности выбора длины такого промежутка. В настоящей работе под такой эффективностью будет подразумеваться степень однородности статистических свойств нового агрегированного ряда и то, насколько он отражает характеристические особенности исходного. В свою очередь количественные показатели для оценки таких качеств и принципы их использования легли в основу представляемого в данном параграфе метода выбора наиболее эффективной длины шага рыночного времени. Так как различные финансовые рынки обладают различной длительностью и периодичностью внутренних процессов. Следовательно, решение задачи по выбору эффективного разделения на равные промежутки рыночного времени позволит используемым моделям лучше аппроксимировать и описывать поведения исследуемого рынка и, соответственно, получать более точные прогнозные направления его будущего движения.

Процесс разбиения данных финансовых рядов на равные промежутки рыночного времени будет осуществлен с помощью способа, предложенного в работе [9, с. 180-181] и состоящего в том, чтобы каждый интервал рыночного времени содержал одинаковый объем событий, влияющих на поведение рынка:

$$\chi(t_i, t_{i+1}) = tres,\ i = 1,...,n,\ t_1 = 1, \qquad (2.1)$$

где $\chi(t_i, t_{i+1})$ – объем влияющих на рынок событий, произошедших на отрезке астрономического времени между t_i и t_{i+1}.

Для реализации подобного подхода на практике необходимо количественное измерение объема потока событий. Такое измерение становится возможным, если выразить величину объема прошедших событий через эффект,

произведенный ими на рыночную динамику. В свою очередь данный эффект может быть представлен с помощью вариации цен и торгуемых объемов.

Таким образом, с точки зрения представления объема событий через производимый ими рыночный эффект, значение $\chi(t_i, t_{i+1})$ может быть записано следующим образом:

$$\chi(t_i, t_{i+1}) = f(\rho(\mathbf{X}, t_i, t_{i+1})), \tag{2.2}$$

где $\rho(\mathbf{X}, t_i, t_{i+1})$ представляет собой количественный рыночный эффект от событий, прошедших в интервале астрономического времени между t_i и t_{i+1}; $\mathbf{X}-$ вектор значений исследуемого временного ряда между t_i и t_{i+1}; $i = 1,...,n$ соответствует количеству элементов выборки, или другими словами числу шагов равного астрономического времени; $f(\cdot)-$ функция, связывающая объем потока событий с количественным эффектом ρ.

Далее в кратком виде перечислены основные пункты алгоритма [9, с. 180-181] построения нового ряда, значения которого располагаются через равные промежутки рыночного времени:

1. Индексам начала и конца первого отрезка рыночного времени z_1 и z_2 соответственно присваивается значение 1. Таким образом, самый первый отрезок будет содержать единственное значение, соответствующее первому значению исходного ряда x_t.

2. Далее индекс конца отрезка рыночного времени сдвигается на единицу вправо, т.е. $z_2 = z_2 + 1$.

3. Для полученных значений ряда x_t, где $t_i \in [z_1, z_2]$, рассчитываются значения ρ и $\chi = f(\rho)$. Во всех дальнейших вычислениях по умолчанию будет использоваться $f(\rho) = \rho$.

4. Пункты 2 и 3 повторяются до тех пор, пока не будет выполнено условие $\chi \geq tres$, т.е. другими словами до тех пор, пока не будет выполнен пороговый критерий от эффекта прошедших событий.

5. Индекс конца отрезка z_2 будет соответствовать значению, при котором было выполнено условие $\chi \geq tres$.

6. Для полученных индексов начала и конца отрезка z_1 и z_2 формируется значение нового ряда y_T, представляющее определенную функцию от значений ряда x_t для $t_i \in [z_1, z_2]$, в частности это может быть максимальное, минимальное, первое или последнее значение ряда x_t на данном отрезке времени. Во всех дальнейших вычислениях по умолчанию будет использоваться первое значение ряда x_t. Индекс T для нового ряда y_T представляет собой момент рыночного времени, в то время как индекс t обозначает момент астрономического времени.

7. За начало следующего отрезка рыночного времени берется значение исходного ряда, соответствующее астрономическому времени t_i, следующего после выполнения условия $\chi \geq tres$.

8. Алгоритм формирования ряда y_T повторяется, начиная с пункта 1, до тех пор, пока не закончатся значения исходного ряда x_t.

Приведенный выше алгоритм в общих чертах является аналогичным алгоритму [9, 180-181], за небольшим отличием, заключающимся в установке значения, соответствующего концу отрезка. В [9, 180-181] за конец отрезка берется последнее значение исходного ряда, следующее перед выполнением условия $\chi \geq tres$, в то время как в описанном выше алгоритме данное последнее значение берется уже после выполнения приведенного условия.

Как можно видеть, в основе данного алгоритма лежит задание значения параметра $tres$, выбор которого определяет отрезок рыночного времени и, соответственно, значительным образом влияет на объем нового ряда и его статистические свойства. В свою очередь величина параметра $tres$ будет зависеть

от выбора агрегирующей функции ρ. В данном параграфе в качестве ρ будут использованы следующие функции:

1) путь, пройденный ценой (2.3);

2) проторговавшийся объем (2.4);

3) волатильность цен (средняя за перод) (2.5);

4) волатильность цен (накопленная за период) (2.6).

$$\rho = \sum_{t=z_1}^{z_2} |x_t - x_{t-1}|, \tag{2.3}$$

$$\rho = \sum_{t=z_1}^{z_2} Q_t, \tag{2.4}$$

$$\rho = \sqrt{\sigma_t^2} = \sqrt{\frac{1}{z_2 - z_1} \sum_{j=z_1}^{z_2} u_{t-j}^2}, \tag{2.5}$$

$$\rho = \sqrt{\sum_{j=z_1}^{z_2} u_{t-j}^2}, \tag{2.6}$$

где $u_t = \frac{x_t - x_{t-1}}{x_{t-1}}$.

Необходимо отметить различие между формулами оценки волатильности (2.5) и (2.6). Первая из них является преобразованной формулой стандартного отклонения. Данный преобразованный вид является простым в использовании и наиболее часто применяемым на практике [111, с. 470]. В свою очередь, формула (2.6) получается из (2.5) путем умножения последней на $\sqrt{z_2 - z_1}$. Таким образом, (2.6) представляет собой оценку волатильности за период, в то время как (2.5) среднее значение волатильности на единичном шаге используемых данных. Принципиальное отличие формул (2.5) и (2.6), в контексте представляемого исследования, состоит в их влиянии на механизм переключения периода

рыночного времени при выполнении $\chi \geq tres$. Так как (2.5) представляет собой среднюю волатильность на каждом шаге, то наступление нового отрезка рыночного времени происходит в случае резкого увеличения средней волатильности, в то время как при использовании (2.6), переключение происходит при постепенном накоплении волатильности за пройденный период астрономического времени. Другими словами, механизм наступления начала нового отрезка рыночного времени совпадает для формул (2.3), (2.4), (2.6) и является отличным для (2.5).

На данном этапе важно отметить следующую проблему, связанную с частотой дискретизации используемого временного ряда, или другими словами с промежутками равного астрономического времени. В зависимости от выбора параметра $tres$, при выполнении условия $\chi = f(\rho) \geq tres$, между моментами равного рыночного времени T будут находиться отрезки $[z_1, z_2]$, различной продолжительности астрономического времени t. С ростом значения параметра $tres$ продолжительность таких промежутков астрономического времени будет увеличиваться, что в свою очередь приведет к резким скачкам значений ρ и, соответственно, $f(\rho)$. В большинстве случаев данное явление будет означать, что для любого выбора параметра $tres$, за исключением нескольких наибольших значений, условие перехода к новому моменту рыночного времени и, соответственно, к новому отрезку астрономического времени $[z_1, z_2]$ будет представлять собой $\chi = f(\rho) >> tres$. Таким образом, суть проблемы состоит в том, что при использовании данных с большим шагом астрономического времени (большим значением таймфрейма), равноотстоящие моменты рыночного времени могут соответствовать значительно отличающимся значениям ρ. Данная проблема снижает качество агрегации рядов на равные отрезки рыночного времени, так как получаемый ряд будет обладать неоднородными статистическими свойствами, также, как и ряд исходный, хотя и в меньшей степени. В отличие от больших значений таймфреймов, ряды с меньшим астрономическим шагом по времени будут менее подвержены данной проблеме, а

получаемые новые ряды более однородными по статистическим свойствам. Однако, зачастую при анализе и построении моделей временных рядов финансовых рынков является необходимым использование более крупных таймфреймов. В случае использования для данных целей рядов с малым шагом астрономического времени, но с большим значением параметра *tres* и, следовательно, с большей величиной шага рыночного времени, вновь возникает проблема неоднородности статистических свойств соответствующего ему нового ряда.

Таким образом, кратко сформулировать описанную проблему возможно в следующем виде: слишком маленькие значения параметра *tres* не окажут значительного влияния на неоднородность статистических свойств исследуемого ряда, так как средний шаг астрономического времени, соответствующий шагу рыночного будет примерно равен шагу астрономического времени исходного ряда; с ростом значения параметра *tres* однородность нового ряда будет увеличиваться, однако начиная с определенного значения *tres* получаемый ряд будет обладать слишком большим средним шагом астрономического времени и значительным максимальным промежутком между последовательными значениями и, следовательно, перестанет отражать внутренние свойства исследуемого процесса, и, соответственно, быть применимым для целей моделирования и прогнозирования.

Решение поставленной проблемы сводится к задаче выбора наиболее эффективного параметра *tres*. Далее будет описан разработанный математический метод ее решения. Будет показано существование такого значения параметра *tres*, позволяющего наиболее эффективно использовать концепцию вариации скорости хода времени на финансовых рынках.

Среди приведенных способов определения ρ (2.3) – (2.6) задача выбора эффективного параметра *tres* имеет наибольшее прикладное значение для оценки волатильности (2.5) и (2.6). Действительно, в отличие от пройденного ценой пути и проторгованных объемов, именно волатильность является одним из основных

показателей динамики финансовых рынков. На данный момент существует множество моделей волатильности, наиболее популярные из которых описаны в параграфе 1.2. Однако, как будет показано далее, концепция изменчивости хода времени на финансовых рынках представляет собой значимый метод преобразования и агрегации данных, позволяющий при «правильном» применении значительно лучше описывать динамику волатильности цен в сравнении с традиционными подходами, в частности моделями типа GARCH.

В свою очередь под «правильным» подразумевается применение данного метода с использованием эффективного значения параметра $tres$, метод выбора которого будет описан далее. В силу значимости теории изменчивости хода рыночного времени для моделирования динамики волатильности цен, основные моменты представляемого метода будут разобраны для способа агрегации значений ряда по волатильности (2.5) и (2.6). Для способов агрегации по пройденному ценой пути (2.3) и проторгованному объему (2.4) будут приведены только результаты поиска значения $tres$.

Наиболее популярные модели волатильности типа $GARCH$, описанные в параграфе 1.2, применяются как отдельно, так и для контроля проблемы условной гетероскедастичности, являясь при этом частью более сложных систем, например моделей типа $GARCH$ с процессом типа $ARMA$. Однако, несмотря на непростую структуру данных моделей, возможность их применения значительным образом зависит от стационарности исследуемых рядов.

Таким образом, практическое применение традиционных моделей волатильности осложняется рядом факторов, таких как нестационарность исследуемых рядов и необходимость постоянной переоценки параметров. Также стоит отметить тот факт, что в зависимости от внутренних процессов финансового рынка, имеющих как постоянный, случайный, так и сезонный характер, использование моделей типа $GARCH$ будет ограничено определенной функциональной формой. Наиболее известные формы таких моделей также приведены в параграфе 1.2, в частности $EGARCH$, $TARCH$, $AGARCH$, $NARCH$,

STARCH, *HARCH*, *MARCH* и др. Таким образом, в случае изменения внутренних статистических закономерностей исследуемого рынка, возникает необходимость изменения соответствующей модели волатильности. Напротив, концепция вариации хода рыночного времени с использованием эффективного значения параметра *tres* представляет собой новый подход к моделированию динамики волатильности, не требующий постоянной подстройки функциональной формы системы, оценки ее коэффициентов и т.д. Данный подход содержит лишь один параметр вариации – значение *tres*, от выбора которого будет зависеть эффективность применения описываемой концепции в целом и качество любых последующих моделей для нового временного ряда.

Как было представлено, в основе теории вариации хода рыночного времени лежит описанный выше алгоритм агрегации исходного ряда в соответствии с определенными формулами, в частности (2.3) – (2.6), и одновременного преобразования его к новому виду, в котором каждое последующее значение устанавливается при выполнении критерия $\chi = f(\rho) \geq tres$. Как было отмечено выше, в проведенных вычислениях по умолчанию считалось $f(\rho) = \rho$, однако случай нелинейной функциональной формы $f(\cdot)$ может также представлять потенциальный интерес при поиске оптимума *tres*.

В общем виде, представляемый метод выбора эффективного значения параметра *tres* сводится к следующим шагам [29, с. 627]:

1. Агрегация исходного ряда происходит в соответствии с приведенным выше алгоритмом для функции ρ, представляющей волатильность цен (2.5).

2. Пункт 1 повторяется для каждого значения параметра *tres*, постепенно увеличивающегося с определенным шагом. Данный шаг определяется максимальным и средним расстояниями между значениями нового ряда с точки зрения астрономического времени.

3. Для каждого значения *tres* проводятся следующие действия: для абсолютных приращений (доходностей) полученного ряда строится тест Колмогорова-Смирнова [163, с. 280-281] с определением статистики *Kf* и

вычисляется отношение максимального расстояния к среднему расстоянию (MAX / AVG) между его последовательными значениями с точки зрения астрономического времени.

4. Строится график, на котором отображаются зависимость статистики Kf и величины MAX / AVG от значений параметра $tres$, оптимум которого будет определяться локальным минимумом Kf, находящимся вблизи локального максимума значений MAX / AVG.

В качестве данных для тестирования метода были использованы значения обменных курсов доллара США к японской йене (USDJPY), российскому рублю (USDRUB) и евро (EURUSD), обладающих низкой, средней и высокой волатильностью соответственно. Все данные рядов были выгружены с временным шагом в 1 минуту за период с 01.01.2017 по 31.10.2017. Значения относительной волатильности за данный период для трех валютных пар приведены в таблице 2.1.

Таблица 2.1 – относительная волатильность валютных пар за выбранный период с 01.01.2017 по 31.10.2017*

Валютная пара	Относительная волатильность
USDJPY	1,7%
USDRUB	2,2%
EURUSD	4,5%

* Источник: составлено автором

Представленный далее разбор основных положений и характеристик метода проведен на примере ряда USDJPY, как валютной пары, обладающей меньшей относительной волатильностью. В свою очередь, для пар USDRUB и EURUSD будет приведена исключительно графическая иллюстрация применения метода. Соответствующая иллюстрация для ряда USDJPY представлена на рисунке 2.1. Необходимо подчеркнуть, что статистика Колмогорова-Смирнова вычисляется не для самих значений получаемых рядов равного рыночного времени, а для их абсолютных приращений (доходностей).

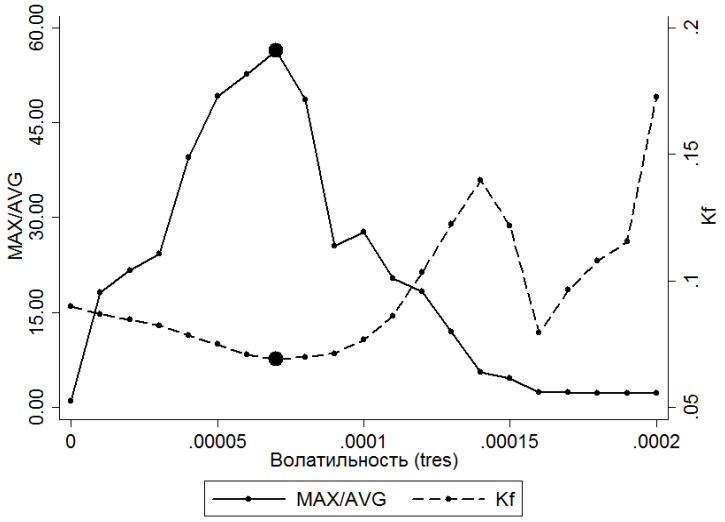

Рисунок 2.1 – Иллюстрация применения предлагаемого метода к ряду USDJPY
Источник: составлено автором

Как можно видеть из рисунка 2.1, локальный минимум для Kf совпадает с локальным максимумом для значения MAX/AVG. Как известно, значение статистики Kf в тесте Колмогорова-Смирнова определяет близость исследуемого распределения к нормальному. Следовательно, наиболее близким к нормальному обладает распределение ряда, получаемого для значения волатильности (параметра $tres$) равного 0,0007. Также для данного значения волатильности наблюдается локальный максимум величины MAX/AVG. Целесообразность выбора именно такого отношения определяется следующими наблюдениями: с ростом параметра $tres$ среднее расстояние между последовательными значениями нового ряда, определяемое в терминах астрономического времени, начинает увеличиваться, однако максимальное расстояние растет значительно медленнее. Начиная с определенного уровня $tres$, являющегося эффективным, среднее расстояние между значениями нового ряда начинает увеличиваться с большей скоростью. В свою очередь, слишком большое среднее расстояние между значениями получаемого ряда сделает бессмысленным его использование в целях описания и прогнозирования. В качестве примера можно привести ситуацию, представленную на рисунке 2.1, в которой для значения волатильности 0,0002 (параметра $tres$), среднее расстояние между значениями нового ряда равно

124 697 минут (86,5 суток), в то время как исходный ряд был взят с таймфреймом в 1 минуту. Очевидным образом, для задач прогнозирования временных рядов с минутным шагом, использование агрегированного ряда, среднее расстояние между элементами которого равно 86,5 суток, является бессмысленным. Таким образом, можно сделать вывод, что использование предлагаемого метода, заключающегося в определении локальных максимума для MAX / AVG и минимума для Kf, позволяет находить эффективное значение параметра $tres$, или другими словами эффективное значение волатильности для агрегации исходного ряда и получении нового с равными промежутками рыночного времени.

В качестве дополнительного наглядного анализа на рисунке 2.2 приведена зависимость числа наблюдений и величины $Kf / K\alpha$ для получаемых новых рядов относительно параметра $tres$. Значение $K\alpha$ представляет собой асимптотическое приближение статистики Колмогорова-Смирнова. Во всех вычислениях для $K\alpha$ использовался уровень значимости $\alpha = 0,05$, таким образом, что $K\alpha = 1.36/\sqrt{n}$.

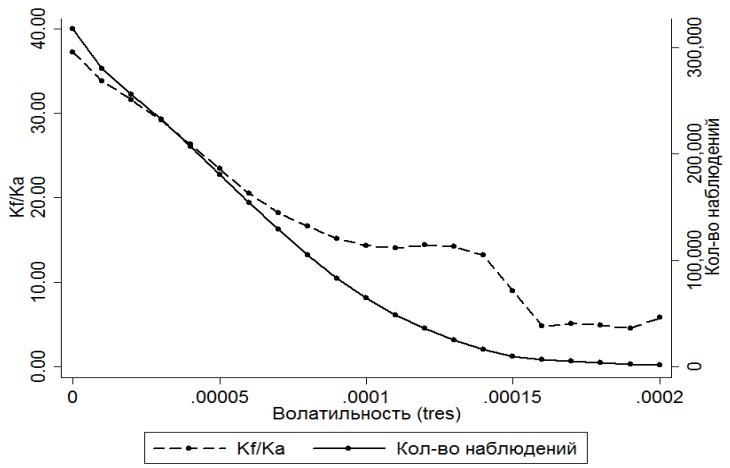

Рисунок 2.2 – Иллюстрация зависимости $Kf / K\alpha$ и количества наблюдений от параметра $tres$ для ряда USDJPY

Источник: составлено автором

Как видно из рисунка 2.2, с ростом значения волатильности (параметра $tres$) статистика Колмогорова-Смирнова Kf, оценивающая близость полученного ряда к нормальному распределению, стремится к своему асимптотическому значению

$K\alpha$ для уровня значимости $\alpha = 0,05$. Таким образом, распределение нового ряда приближается к нормальному с ростом $tres$. Однако, как было показано с помощью графического анализа на рисунке 2.1, эффективное значение параметра $tres$ не соответствует наибольшей близости между величинами Kf и $K\alpha$. В Приложении В приведены данные для построения основных графиков предлагаемого метода, представленных на рисунках 2.1 – 2.2. Данные включают в себя результаты проведенных тестов Колмогорова-Смирнова и критерия асимметрии и эксцесса (skewness and kurtosis test) для абсолютных приращений рядов равного рыночного времени, получаемых для каждого значения $tres$. Таким образом, можно сделать вывод, что эффективное значение $tres$ для агрегации исходного ряда с помощью выражения (2.23) равно 0,00007.

Далее, на рисунках 2.3 – 2.10, приведен наглядный анализ статистических свойств абсолютных доходностей ряда равного рыночного времени для эффективного значения $tres = 0.00007$, включающий в себя графики зависимости кумулятивного от теоретического (нормального) распределения, значений ряда от квантиля, гистограмму распределения ряда и его автокорреляционную функцию. Также слева приведены аналогичные построения для исходного ряда USDJPY.

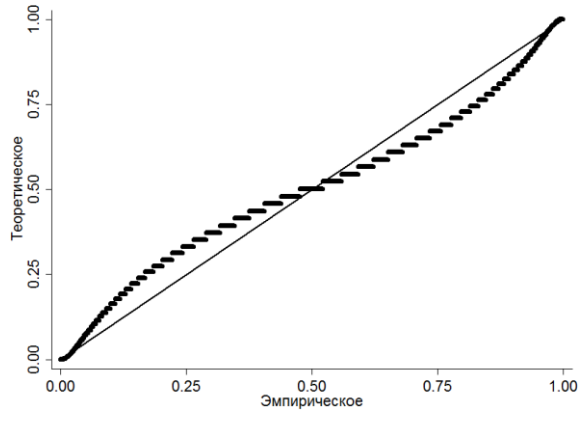

Рисунок 2.3. – Зависимость теоретического (нормального) распределения от эмпирического (кумулятивного) для абсолютных доходностей исходного ряда
Источник: Составлено автором

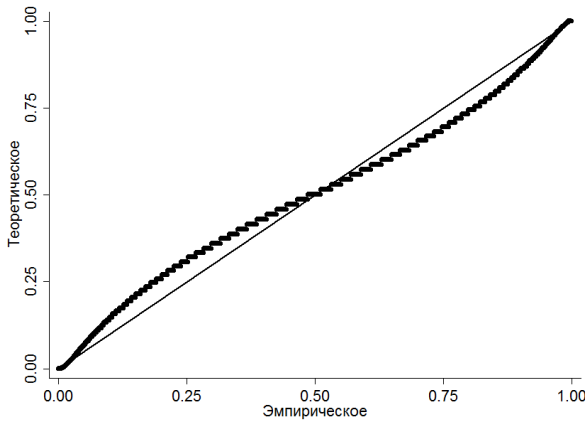

Рисунок 2.4. – Зависимость теоретического (нормального) распределения от эмпирического (кумулятивного) для абсолютных доходностей нового ряда с $tres = 0.00007$
Источник: Составлено автором

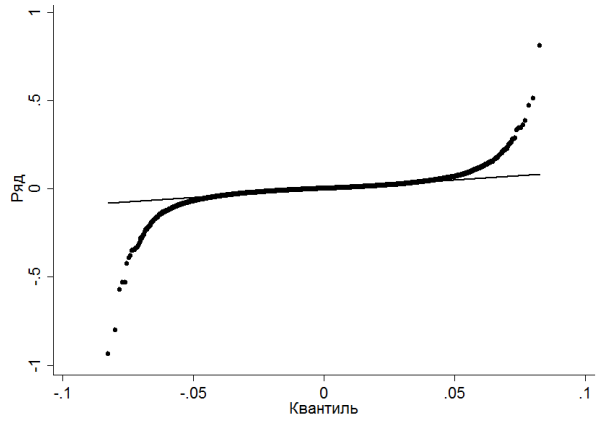

Рисунок 2.5. – Зависимость значений абсолютных доходностей исходного ряда от квантиля
Источник: Составлено автором

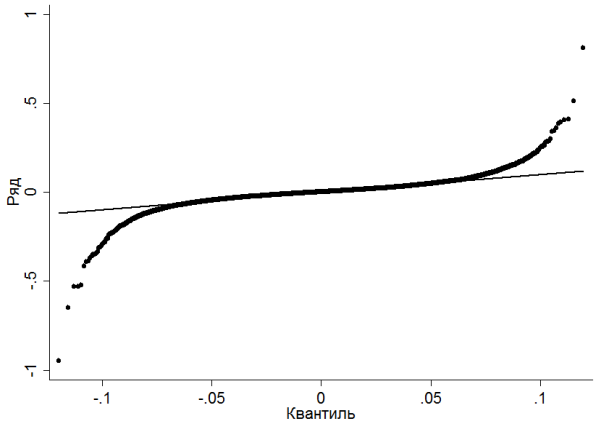

Рисунок 2.6. – Зависимость значений абсолютных доходностей нового ряда с $tres = 0.00007$ от квантиля
Источник: Составлено автором

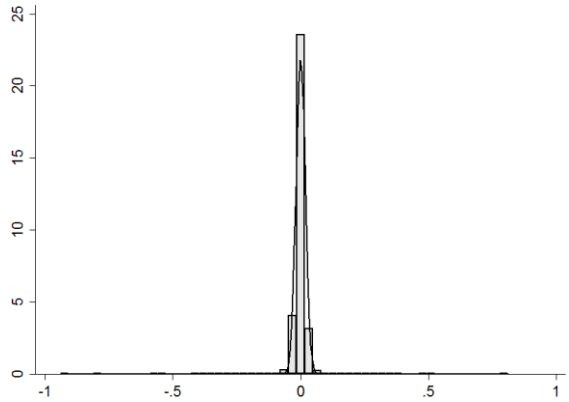

Рисунок 2.7. – Распределение абсолютных доходностей исходного ряда
Источник: Составлено автором

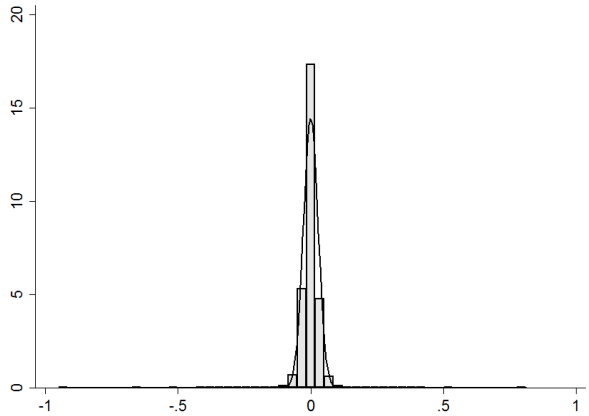

Рисунок 2.8. – Распределение абсолютных доходностей нового ряда с $tres = 0.00007$
Источник: Составлено автором

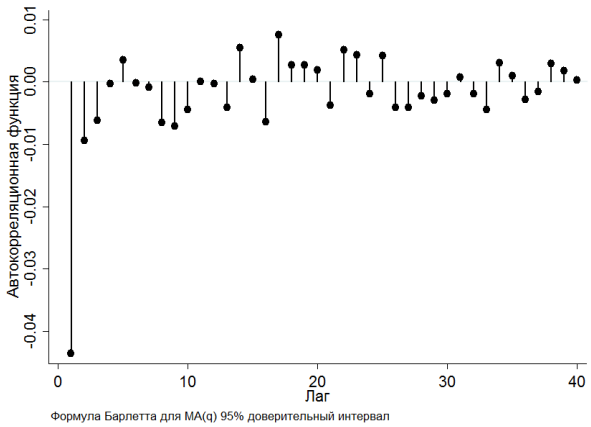

Рисунок 2.9. – Автокорреляционная функция абсолютных доходностей исходного ряда
Источник: Составлено автором

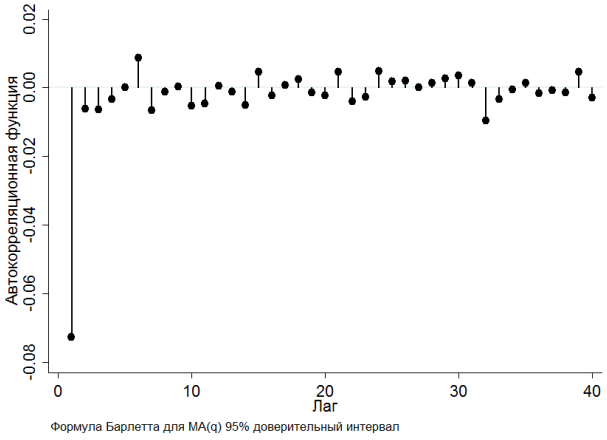

Рисунок 2.10. – Автокорреляционная функция абсолютных доходностей нового ряда с $tres = 0.00007$
Источник: Составлено автором

Как можно видеть из приведенных рисунков 2.3 – 2.10, статистические свойства нового ряда равного рыночного времени (графики справа), полученного с помощью предложенного метода, являются более однородными по сравнению со свойствами исходного ряда (графики слева), обладающим равными шагами астрономического времени. Из полученных результатов следует, что применение предлагаемого метода позволило определить эффективное значение *tres* и, соответственно, эффективным образом агрегировать исследуемый ряд USDJPY. Проведенный анализ, представленный на рисунках 2.3 – 2.10, позволяет сделать вывод о том, что полученные временные ряды равного рыночного времени обладают более однородными статистическим свойствами по сравнению с рядами равного астрономического времени.

Следующим этапом является проверка возможностей метода для альтернативных способов агрегации (2.3), (2.4) и (2.6). Соответствующая графическая иллюстрация для агрегации по накопленной волатильности (2.6), при которой переключение нового отрезка рыночного времени наступает при постепенном накоплении волатильности, представлена на рисунке 2.11.

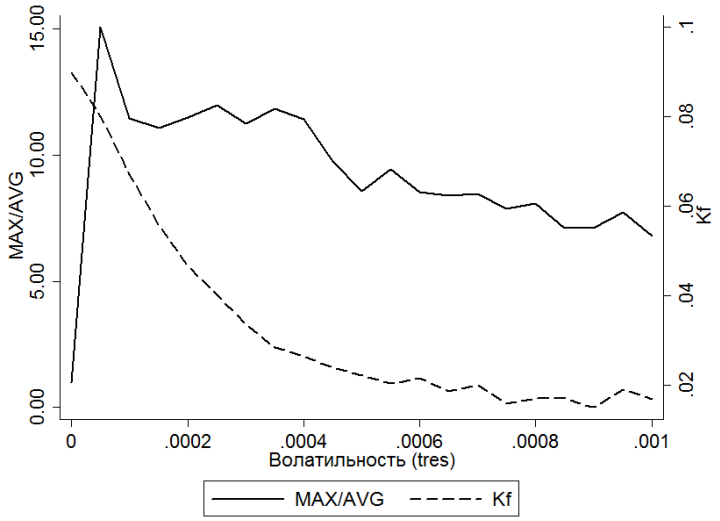

Рисунок 2.11 – Иллюстрация применения метода к ряду USDJPY с заменого способа агрегации (2.5) на (2.6)

Источник: составлено автором

Как можно видеть из рисунка 2.11, для способа агрегации исходного ряда в соответствии с формулой накопленной волатильности (2.6) не существует эффективного выбора значения параметра отсечки $tres$. Аналогичные результаты были получены для (2.3) – (2.4) и вынесены в Приложение Г. Соответственно, разбиение ряда на равные отрезки рыночного времени при использовании функции ρ в виде (2.3), (2.4) и (2.6) является возможным, однако выбор критерия перехода к новому отрезку будет являться субъективным, зависящим от выбора исследователя и поставленной задачи. Таким образом, необходимо сделать вывод, что эффективное приведение финансовых рядов к виду равного рыночного времени является возможным с использованием предложенного метода и агрегации данных по средней волатильности (2.5). Далее, на рисунках 2.12 – 2.13 представлена иллюстрация применения метода для рядов USDRUB и EURUSD, обладающих, как было показано выше, средней и высокой относительной волатильностью соответственно. Соответствующие данные для построения графиков приведены в Приложении В.

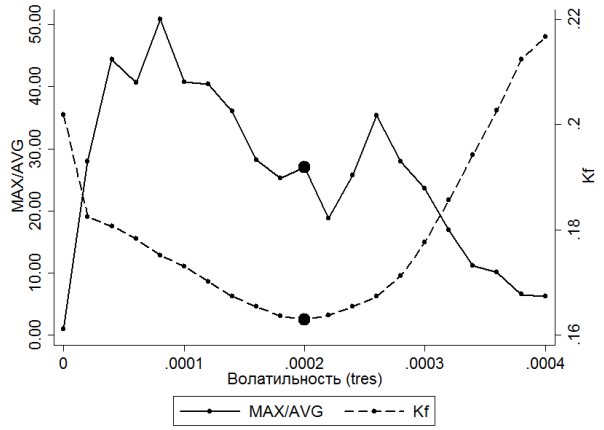

Рисунок 2.12. – Иллюстрация применения метода к ряду USDRUB
Источник: Составлено автором

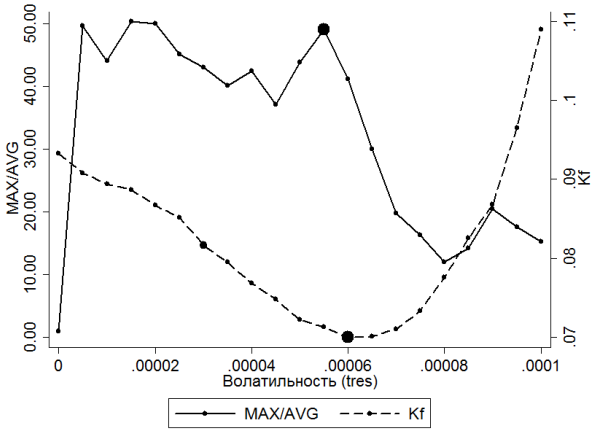

Рисунок 2.13. – Иллюстрация применения метода к ряду EURUSD
Источник: Составлено автором

Как можно видеть из представленных рисунков, применение предложенного метода к рядам USDRUB и EURUSD позволило выбрать

эффективное значение параметра $tres$. Также необходимо отметить наличие большего количества локальных экстремумов для данных рядов по сравнению с рядом USDJPY. Объяснением подобного являения может служить тот факт, что данные USDRUB и EURUSD обладают большей волатильностью и, соответственно, более выраженным явлением ее кластеризации.

В качестве основных итогов данного параграфа необходимо отметить следующие:

1. Рассмотрены и протестированы четыре способа агрегации финансовых рядов, позволяющие их приведение к виду равного рыночного времени.

2. Разработан метод эффективной агрегации финансовых рядов, позволяющий увеличивать однородность их статистических свойств в соответствии с существующей концепцией относительности скорости хода рыночного времени.

3. Проведена оценка результативности предложенного метода для трех временных рядов – USDJPY, USDRUB и EURUSD, обладающих значительным разбросом величины относительной волатильности на данных 2017 года. Показано, что новые ряды равного рыночного времени обладают более однородными статистическими свойствами по сравнению с исходными рядами равного астрономического времени. Таким образом, предложенный метод может быть использован для улучшения достоверности прогнозов любых разрабатываемых моделей динамики финансового рынка.

2.2 Построение экономико-математических моделей динамики финансового рынка

Настоящий параграф посвящен построению экономико-математических моделей динамики финансового рынка, одновременно использующих наиболее

перспективные методы математического аппарата описания рыночных закономерностей и наработки технического анализа. Представленные в работе модели были получены путем совершенствования уже существующей – модели Джаблонска-Капассо-Морале (Jablonska-Capasso-Morale) или JCM модели [113, с. 5-6], в основе которой находятся элементы системы стохастических дифференциальных уравнений Капассо-Морале (Capasso-Morale) [64, с. 366-367], применяемой в области изучения популяционной динамики животных, а также элементы приведенного в параграфе 1.3 уравнения Бюргерса, применяемого для моделирования турбулентного движения жидкостей и газов. Как было продемонстрировано в параграфе 1.3, процесс движения цен на финансовых рынках имеет много общего с реальными физическими явлениями, и, соответственно, может быть описан с помощью математических уравнений, схожих с используемыми в таких областях, как термо- и гидродинамика, электростатика, молекулярная и квантовая физика, нелинейная акустика и т.д. Таким образом, существующая модель JCM является одной из многих разработанных для прогнозирования цен на финансовых рынках моделей, использующих наработки и возможности математического аппарата смежных областей, исследующих процессы со схожими характеристиками и свойствами. Далее в работе будет представлена модель JCM, проиллюстрированы ее преимущества, а также недостатки, путем совершенствования которых были построены новые прогнозные математические модели, представленные в данном параграфе и позволяющие наиболее точно учитывать статистические и конъюнктурные особенности исследуемого рынка, а также эффективно использующие предложенный в предыдущем параграфе метод приведения финансовых рядов к виду равного рыночного времени.

Как было отмечено выше, модель JCM использует математический аппарат теории турбулентного движения жидкостей и газов, в частности уравнение Бюргерса (2.7), также приведенное в параграфе 1.3. Данное уравнение применяется для описания процессов в ряде областей прикладной математики,

таких как жидкостная механика, газодинамика, нелинейная акустика и моделирование транспортных потоков.

$$\upsilon \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} + u \frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial u}{\partial t} = f(y,t), \tag{2.7}$$

где u, с точки зрения физического процесса, представляет собой распространяющейся в пространстве фактор, например скорость течения жидкости/газа, давление или температуру. Применительно к исследованиям финансового рынка u является ценой торгуемого инструмента (актива). Диффузионная составляющая уравнения $\upsilon \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}$ описывает явление стремления рынка к достижению равновесной цены, υ – коэффициент вязкости жидкости, отражающий с точки зрения финансового рынка скорость его движения к положению равновесия. Компонента $u \frac{\partial u}{\partial y}$ описывает импульсную или моментную (momentum) составляющую динамики рынка, что соответствует явлению «гонки» участников рынка за дополнительной прибылью. В свою очередь, $\frac{\partial u}{\partial y}$ является разностью между средней ценой в ордерах всех участников рынка и наиболее часто повторяющейся ценой в каждый момент времени t, $\frac{\partial u}{\partial t}$ – частная производная u по времени t. Последняя компонента уравнения $f(y,t)$ представляет собой внешнюю воздействующую силу, как правило, периодического характера. Применительно к финансовому рынку данная сила может представлять собой наличие новостей или определенные внутренние особенности исследуемого рынка.

Для построения эффективных прогнозных и описательных моделей следует учитывать следующие характеристические особенности поведения участников любого финансового рынка [100, с. 181-185]:

1) фундаменталисты (fundamentalists) – участники финансового рынка, отслеживающие отклонение текущих котировок рынка от определенной ими справедливой цены и делающие ставки на возврат текущей цены к справедливому значению. Как показано в работе [167, с. 304–305], примерно 95% профессиональных участников рынка используют данную стратегию поиска справедливой цены. Такой тип поведения участников определяет стремление рынка к достижению равновесной цены и представляется в (2.7) с помощью диффузионной компоненты $\upsilon \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}$;

2) чартисты (chartists) – участники финансового рынка, занимающиеся открытием коротких по времени спекулятивных позиций на значительных движениях рынка в любую сторону. Как показано в работе [78, с. 440], в данную спекулятивную активность вовлечено примерно 75% участников. Такой тип поведения участников, занимающихся погоней за достижением дополнительной прибыли от торгуемых инструментов/активов, цена которых значительно изменилась в прошлом, представляется в уравнении (2.7) с помощью компоненты $u \frac{\partial u}{\partial y}$;

3) инвесторы (investors) – участники финансового рынка, открывающие длительные по времени позиции, основываясь на длительных ожиданиях изменения рынка [18, с. 26-27]. Влияние данного типа поведения участников находится в уравнении (2.7) внутри периодической силы внешнего воздействия $f(y,t)$.

Таким образом, уравнение Бюргерса (2.7) позволяет учитывать основные поведенческие типы участников финансового рынка и, соответственно, оказываемое данным поведением влияние на динамику исследуемого рынка. Данное уравнение имеет диффузионный тип, часто применяемый на практике в области финансов, например в описанном ранее уравнении Блэка-Шоулза, однако в отличие от классического уравнения теплопроводности имеет важную

дополнительную компоненту $u\frac{\partial u}{\partial y}$. Также необходимо отметить, что уравнение Бюргерса является упрощенной версией уравнения Навье-Стокса [6, с. 271], полученной путем исключения давления и объемных (многомерных) сил.

Следующей особенностью модели JCM является возможность прогнозирования поведения участников исследуемого рынка путем построения аналогий между поведением членов определенной животной популяции с помощью стохастических дифференциальных уравнений Капассо-Морале. Проведение аналогий подобного типа в достаточной степени проиллюстрировано в работе [127, с. 135-140]. Как показано в книге Акерлофа и Шиллера [55, с. 11-50], реальная динамика финансовых рынков основывается на иррациональных, эмоциональных и интуитивных решениях участников. Более того, влияние человеческого фактора будет присутствовать даже в случае полного государственного контроля над рынком.

Известно, что основными психологическими состояниями участников рынка являются страх и жадность [135, с. 353-354]. Данные состояния зависят от коллективных торговых отклонений, имеющих аналогии с поведением животных, в частности, таких как столпотворение, самоуверенность и короткая память. Как было описано выше, модель JCM основывается на системе уравнений популяционной динамики Капассо-Морале, которые в свою очередь моделируют процесс физического столпотворения животных [145, с. 51-52]. Система уравнений Капассо-Морале в общем виде может быть представлена следующим образом:

$$dY_N^k(t) = \{ f_N^k(t) + h_N^k(Y_N^1(t),...,Y_N^N(t),t)\}dt + \sigma(Y_N^1(t),...,Y_N^N(t),t)dW^k(t), \qquad (2.8)$$

где $k = 1,...,N$, $Y_N^k(t)$ представляет собой эволюционный во времени процесс движения $k-ой$ отдельной частицы, принадлежащей группе из N одинаковых частиц (популяции). Такое представление процесса движения для каждой частицы

популяции в отдельности, определяемое заданными правилами, называется подходом Лагранжа [92, с. 365]. При данном подходе стохастический путь для каждой частицы $Y_N^k(t)$ будет определяться функцией h_N^k, отвечающей за взаимодействие $k-й$ частицы популяции со всей системой, и функцией f_N^k, описывающей индивидуальные особенности динамики исследуемой частицы. Дополнительный шум исследуемой системы описывается семейством независимых винеровских процессов $\{dW^k(t)\}$. Необходимо отметить, что подход Лагранжа применим для популяций небольшого, постоянного во времени размера.

Путем определенных преобразований авторы модели JCM привели (2.8) к следующему виду:

$$dY_t^k = \{\gamma_t \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + \theta_t \cdot [f(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k]\}dt + \sigma_t dW_t^k, \quad (2.9)$$

где Y_t^k – цена, выставленная в ордере участника k в момент времени t; Y_t^* – глобальный уровень разворота цены в момент времени t, или другими словами равновесный уровень цены; γ_t – параметр, отвечающей за скорость разворота; $\mathbf{Y}_t$ – вектор, содержащий значений всех выставленных участниками цен, $f(k, \mathbf{Y}_t)$ – функция, описывающее взаимодействие участника k с ближайшим окружением, состоящем из ряда участников вектора $\mathbf{Y}_t$; W_t^k и σ_t – винеровский процесс для участника k и его стандартное отклонение в момент времени t соответственно.

Основными преобразованиями по приведению уравнения (2.8) к виду (2.9), используемому в модели JCM, являются следующие: разложение функции h_N^k, описывающей взаимодействие $k-й$ частицы популяции со всей системой, на компоненты $\gamma_t \cdot [Y_t^* - Y_t^k]$ и $\theta_t \cdot [f(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k]$, отвечающие за взаимодействие участника k с большинством остальных участников и его взаимодействие со своим ближайшим окружением соответственно. В свою очередь в модели JCM

исключена функция $f_N^k(t)$, описывающая индивидуальные особенности частицы k в уравнении (2.8).

Для представления финального преобразования (2.9), требуемого для получения модели JCM, необходимо провести теоретическое описание компоненты $f(k, \mathbf{Y}_t)$. Данная компонента уравнения (2.9), отвечающая за взаимодействия участника k со своим ближайшим окружением, описывает так называемые импульсные или моментные эффекты рыночного движения.

В общем виде моментный эффект возникает при значительном отклонении в поведении подгруппы частиц популяции (возможно вследствие наличия внешней информации) относительно среднего поведения (значения) всей популяции. Данный эффект присутствует в исследованиях психологии поведения как животных, так и людей, что подтверждается результатами следующих наблюдений [83, с. 514-515]: значительная группа людей, в соответствии с требованиями проводимого эксперимента, перемещается случайным образом внутри ограниченного большого пространства. В случае, если подгруппе примерно из 5% участников незаметным образом сообщить о необходимости движения к определенной цели, тогда оставшиеся участники, представляющие большую часть популяции, последуют за ними. В процессе ценообразования финансового рынка моментный эффект возникает при значительном отклонении моды распределения цен участников относительно среднего значения для всей популяции цен. Необходимо отметить, что в уравнении Бюргерса (2.7) данное отклонение между средней ценой в ордерах всех участников рынка и наиболее часто повторяющейся ценой в каждый момент времени t описывается с помощью элемента $\frac{\partial u}{\partial y}$.

С психологической точки зрения моментный эффект финансового рынка происходит вследствие стремления участников к получению дополнительного дохода от торговли активами, цена которых уже значительно изменилась в определенном направлении в прошлом. В качестве примера для теоретического

обоснования присутствия моментного эффекта на финансовых рынках можно использовать тот факт, что акции, демонстрирующие положительную динамику в прошлом, продолжают в среднем находиться в положительной зоне прироста в течение продолжительного времени в будущем. Свидетельства аналогичного эффекта также присутствуют и на товарных рынках. Известно, что вознаграждение управляющих фондов зависит от того, насколько доходность активов фонда опережает среднерыночную. Таким образом, управляющие фондов стремятся держать в своем портфеле активы, демонстрирующие значительную положительную динамку в прошлом. В свою очередь, в случае продолжающейся положительной динамики данных активов и, соответственно, доходностей фонда, его клиенты вкладывают все большее количество денег в покупку таких активов, вызывая дополнительный рост их стоимости и, в ряде случаев, создание финансовых пузырей.

Возвращаясь к модели JCM, последним преобразованием уравнения (2.9) является замена моментной компоненты $f(k,\mathbf{Y}_t)$ на моментную компоненту из уравнения жидкостной динамики Бюргерса $u\frac{\partial u}{\partial y}$, представляемую как $h(k,\mathbf{Y}_t)=\mathbf{E}(\mathbf{Y}_t)[\mathbf{E}(\mathbf{Y}_t)-\mathbf{M}(\mathbf{Y}_t)]$, где $\mathbf{E}(Y)$ и $\mathbf{M}(Y)$ представляют собой среднее и моду случайной величины Y.

В общем виде модель JCM представляется следующим образом:

$$dY_t^k=\{\gamma_t\cdot[Y_t^*-Y_t^k]+\theta_t\cdot[h(k,\mathbf{Y}_t)-Y_t^k]+\xi_t\cdot[r(k,\mathbf{Y}_t)-Y_t^k]\}dt+\sigma_t dW_t^k. \qquad (2.10)$$

Все составляющие имеют аналогичный смысл, как и в уравнении (2.9). Функция $h(k,\mathbf{Y}_t)$, моделирующая моментный эффект ценообразования, представляет собой отклонение между средней ценой в ордерах всех участников рынка и наиболее часто повторяющейся ценой в каждый момент времени t. Дополнительный элемент модели JCM $r(k,\mathbf{Y}_t)$ представляет собой наиболее удаленное значение цены относительно цены участника k, принадлежащее его

ближайшему окружению, формируемому как определенный процент от популяции.

Как было отмечено выше, модель JCM (2.10) является начальной основой разработанного комплекса описательных и прогнозных моделей временных рядов финансового рынка. Проведенный детальный анализ ее структуры выявил ряд недостатков, не позволяющих ее применение для моделирования реальных данных финансового рынка, что в свою очередь явилось мотивацией для создания на ее основе нового комплекса моделей, представленных в данном параграфе.

Среди серьезных недостатков модели JCM необходимо отметить следующие:

1. Ограниченность размером и структурой исследуемого множества участников рынка. Модель JCM (2.10), являясь основанной на системе стохастических уравнений Капассо-Морале (2.8) с учетом подхода Лагранжа, применима лишь для небольшого множества участников рынка (членов популяции), при условии неизменности размера данного множества во времени [145, с. 50-51]. Авторы JCM модели использовали искусственно смоделированные данные для 300 условных одинаковых игроков (покупателей и продавцов). Однако, как известно, финансовые рынки включают в себя значительное множество гетерогенных участников, размер которого постоянно меняется во времени. Данные участники, обладая различными финансовыми возможностями, целями, располагаемой информацией, скоростью отправления торговых ордеров, в том числе с использованием роботов [51, с. 61-79], не могут считаться одинаковыми элементами большой популяции.

2. Ограниченность в моделировании традиционных особенностей поведения участников. Из описанных выше характеристических особенностей поведения участников любого финансового рынка модель JCM учитывает только эффекты от поведения фундаменталистов (fundamentalists) и чартистов (chartists), не учитывая при этом инвесторов (investors). Таким образом, модель JCM позволяет учитывать лишь краткосрочные эффекты от поведения участников и не учитывает

долгосрочных, что в свою очередь ограничивает ее эффективное использования для анализа процессов, происходящих на финансовых рынках.

Для создания модели, которая может быть применена для анализа временных рядов реального финансового рынка необходимо исправить описанные выше недостатки. Основными преобразованиями модели JCM, представляющими альтернативный, принципиально новый, взгляд на уравнение (2.10) и исследуемое множество участников популяции и лежащими в основе разработанного комплекса моделей являются следующие преобразования:

1. Замена понятия «участника» торгов. В модели JCM под «участником» понимается один из множества гомогенных элементов ограниченной популяции. Все участники модели JCM являются одинаковыми, обезличенными игроками, различающимися только ценой в ордере на покупку или продажу. Однако, как было разобрано выше, данный подход не может адекватно отражать ситуацию на финансовых рынках и, соответственно, быть использованным в процессе ценообразования. В разработанном комплексе моделей понятие «участник» торгов заменено на «множество участников», или другими словами на их агрегированный эффект. Теперь элемент Y_t^k, вместо определенной цены в ордере участника k, представляет собой средневзвешенную цену всех участников торгов на момент времени k. В модели JCM (2.10) в любой момент времени t каждым участником k выставлялась цена ордера Y_t^k. В разработанных моделях каждый период времени t будет разделен на одинаковые промежутки времени меньшей длины, где для каждого такого промежутка k будет определяться средневзвешенная цена Y_t^k. Данный подход позволяет учитывать любое количество гетерогенных участников торгов любого финансового рынка.

2. Учет всех основных поведенческих принципов участников торгов. После проведения преобразования 1 над уравнением (2.10), в получаемую модель необходимо добавить учет ценовых эффектов, производимых действиями участников, поведение которых относится к описанному ранее типу инвесторов (investors). В разработанном комплексе моделей данный эффект, отражающийся в

определенном движении рыночных цен, представляется с помощью среднего значения для двух последовательных градиентов равновесной цены $\frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^* + Y_{t-1}^*]$. Подобный принцип учета присутствия на рынке участников, называемых инвесторами, подтверждается значительным эффектом, оказываемым ими на направление движения рынка [18, с. 26-27]. Также, в соответствии с концепцией технического анализа, данная компонента иллюстрирует присутствие рыночного тренда.

После применения данных преобразований к (2.10), была получена следующая модель, ставшая основой разработанного комплекса:

$$dY_t^k = \{\gamma_t \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + \theta_t \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + \xi_t \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + \beta_t \cdot \frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^* + Y_{t-1}^*]\}dt + \sigma_t dW_t^k, \quad (2.11)$$

где Y_t^k – средневзвешенная цена за промежуток времени k, находящегося внутри периода времени t; Y_t^* – значение равновесной (справедливой) цены в момент времени t; $\mathbf{Y}_t$ – вектор, содержащий значений всех средневзвешенных цен для каждого промежутка k, принадлежащего периоду t; $h(k, \mathbf{Y}_t) = \mathbf{E}(\mathbf{Y}_t)[\mathbf{E}(\mathbf{Y}_t) - \mathbf{M}(\mathbf{Y}_t)]$, где $\mathbf{E}(Y_t)$ и $\mathbf{M}(Y_t)$ представляют собой среднее и моду случайной величины Y_t; $\frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^* + Y_{t-1}^*]$ – среднее значение для двух последовательных градиентов равновесной цены; W_t^k и σ_t – винеровский процесс в момент времени k и его стандартное отклонение в момент времени t соответственно.

Следующим шагом, требуемым для вывода из (2.11) целого комплекса описательных и прогнозных моделей, является проведение анализа функциональных форм уравнений (2.11) и (2.7). Проведение подобного анализа позволяет привести исследуемую модель (2.11) к виду уравнения Бюргерса:

$$dY_t^k = \{\gamma_t \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + \theta_t \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + f(k, \mathbf{Y}_t)\}dt, \quad (2.12)$$

$$f(k,\mathbf{Y}_t)=\xi_t\cdot[r(k,\mathbf{Y}_t)-Y_t^k]+\beta_t\cdot\frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^*+Y_{t-1}^*]+\sigma_t\frac{dW_t^k}{dt}, \quad (2.13)$$

где $f(k,\mathbf{Y}_t)$ представляет собой внешнюю воздействующую силу по аналогии с уравнением Бюргерса (2.7); $\gamma_t\cdot(Y_t^*-Y_t^k)$ – диффузионная составляющая системы, иллюстрирующая стремление рынка к достижению равновесной устойчивой цены Y_t^*, которая во всех последующих вычислениях представляет собой экспоненциальную скользящую среднюю с числом периодов равным 13; $\theta_t\cdot[h(k,\mathbf{Y}_t)-Y_t^k]$ – моментная составляющая системы, иллюстрирующая присутствие описанного выше моментного эффекта в процессе ценообразования, $\frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^*+Y_{t-1}^*]$ – составляющая, оценивающая присутствие рыночного тренда.

Необходимо отметить, что коэффициенты в уравнениях (2.9) – (2.13) являются зависимыми от времени. Подобного рода динамический характер коэффициентов уравнений действительно имел смысл в исследованиях Капассо-Морале (2.8) и модели JCM (2.10), описывающих поведение одинаковых индивидов, принадлежащих множеству постоянного размера, для каждого момента времени t. Однако, в случае моделирования временных рядов реального финансового рынка, обладающего гетерогенными участниками, количество которых постоянно меняется как для времени k, так и t, использование зависимых от времени коэффициентов значительно осложнит процесс построения оценки модели. Более того, подобная зависимость, внося дополнительный ошибку в оценку, сделает модель непригодной для прогнозирования, кроме случаев использования сезонных компонент в регрессионных уравнениях коэффициентов, что в свою очередь еще сильнее усложнит работу с моделью. В случае применения к модели (2.12) – (2.13) традиционных способов решения дифференциальных уравнений, в частности численных методов, необходимо задание граничных условий для каждого из коэффициентов и ряда элементов модели. Решение подобного дифференциального уравнения представляет собой

непростой вычислительный процесс, целесообразность проведения которого, с учетом необходимости постоянной подстройки граничных условий, остается под вопросом. Таким образом, модель (2.12) – (2.13), являющаяся основой разработанного комплекса, обладает независимыми от времени коэффициентами и представляется следующим образом:

$$dY_t^k = \{\gamma \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + \theta \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + f(k, \mathbf{Y}_t)\}dt, \tag{2.14}$$

$$f(k, \mathbf{Y}_t) = \xi \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + \beta \cdot \frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^* + Y_{t-1}^*] + \sigma_t \frac{dW_t^k}{dt}, \tag{2.15}$$

где коэффициенты γ, θ, ξ и β не зависят от времени t.

Далее приведен разработанный комплекс моделей [31, с. 65; 34, с. 37; 35, с. 202], позволяющий учитывать основные характеристические особенности исследуемого рынка, а также закономерности поведения участников торгов.

Модель 1 (базовая) [31, с. 65] состоит из приведенных выше уравнений (2.14) – (2.15) за исключением замены винеровской компоненты шума $\sigma_t \frac{dW_t^k}{dt}$ ошибкой ε_t, где все $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ являются независимыми и одинаково распределенными. Подобная замена необходима в целях стандартизации (приведения к единому виду) всех составляющих рассматриваемой модели и всех последующих. Таким образом, базовая модель представляется с помощью уравнений (2.16) – (2.17).

Оценка коэффициентов модели будет приведена в параграфе 2.3.

$$dY_t^k = \{\gamma \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + \theta \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + f(k, \mathbf{Y}_t)\}dt, \tag{2.16}$$

$$f(k, \mathbf{Y}_t) = \xi \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + \beta \cdot \frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^* + Y_{t-1}^*] + \varepsilon_t. \tag{2.17}$$

Возвращаясь к природе данных уравнений, имеющих аналогию с уравнением жидкостной и газовой динамики Бюргерса, необходимо отметить важность компоненты $f(k,\mathbf{Y}_t)$, описывающей внешнюю силу воздействия на систему. Данная сила, представленная в виде (2.11), не учитывает локальные эффекты взаимодействия исследуемой системы с окружающей средой. С точки зрения физического процесса перемещения жидкости, под такого рода взаимодействием понимаются локальные эффекты от внешних меняющихся со временем параметров среды, например, таких как изменение коэффициента трения поверхности, коэффициента поверхностного натяжения жидкости, появление локальных неравномерных неровностей и т.д. С точки зрения процессов, происходящих на финансовых рынках, данная локальная компонента, влияющая на динамику движения цены, может возникать, например, в случаях приближения цены к определенным торговым уровням, таким как исторические локальные и глобальные максимумы и минимумы. Подобные потенциальные уровни разворота цены, значимо влияющие на ее дальнейшее движение, находятся под постоянным наблюдением профессиональных участников рынка. На данных уровнях часто срабатывают торговые ордера, выставленные как на заключение сделки, так и на выход из нее. Данные ордера могут выставляться как лично участниками, так и торговыми роботами в автоматическом режиме.

Таким образом, динамика движения цен на финансовых рынках является зависимой от локальных областей нахождения цены. Данные локальные эффекты, влияющие на процесс ценообразования, имплементированы в следующих моделях.

Модель 2 (локального уровня) представляется следующим образом:

$$dY_t^k = \{\gamma \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + \theta \cdot [h(k,\mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + f(k,\mathbf{Y}_t)\}dt, \tag{2.18}$$

$$f(k,\mathbf{Y}_t) = \xi \cdot [r(k,\mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + \beta \cdot \frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^* + Y_{t-1}^*] + \mu_t, \tag{2.19}$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t, \tag{2.20}$$

где μ_t – компонента локального уровня, являющаяся в любой момент времени t функцией от своего предыдущего значения μ_{t-1}. Ошибки $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ являются независимыми и одинаково распределенными. С использованием в эконометрике модели локального уровня, или другими словами процесса случайного блуждания с шумом, можно ознакомиться, например, в [93, с. 603-608]. Данная модель аппроксимирует временные ряды в виде процесса локальных средних значений.

Модель 3 (локального уровня с дрифтом) представляется следующим образом:

$$dY_t^k = \{\gamma \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + \theta \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + f(k, \mathbf{Y}_t)\}dt, \tag{2.21}$$

$$f(k, \mathbf{Y}_t) = \xi \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + \beta \cdot \frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^* + Y_{t-1}^*] + \mu_t, \tag{2.22}$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \phi_t, \tag{2.23}$$

$$\phi_t = \phi_{t-1} + \varepsilon_t, \tag{2.24}$$

где μ_t – компонента локального уровня, ϕ_t – дрифтовая составляющая. Ошибки $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ являются независимыми и одинаково распределенными. С точки зрения описания процессов ценообразования, происходящих на финансовых рынках, дрифтовая составляющая (2.24) отражает влияние близости цены к определенным историческим торговым уровням (минимумам или максимумам) на ее текущую динамику. На практике подобное влияние может выражаться в значительном замедлении/ускорении движения цены как после, так и до преодоления исторического торгового уровня. Причиной подобной динамики

может являться, например, срабатывание ордеров stop loss и take profit [136, с. 35-36], выставленных вблизи значимых исторических уровней, а также состояние неопределенности рынка в перспективах дальнейшего движения цены в выбранном направлении [65, с. 281-282].

Представленные математические модели в отличие от модели JCM (2.10) позволяют описывать и прогнозировать динамику любых финансовых рынков, а также учитывать следующие эффекты от происходящих на них процессов:

1) эффект наличия глобального среднего (равновесной или устойчивой цены). Модель (2.11) учитывает эффект присутствия на любом финансовом рынке глобальной средней (устойчивой) цены, что необходимо при моделировании рыночной динамики. Возвращаясь к принципам рыночного ценообразования, данный эффект иллюстрирует явление ценового столпотворения участников торгов, что имеет свои аналоги в исследованиях Морале по изучению поведения животных. С точки зрения особенностей поведения участников торгов, данный эффект выражается в принципах торговли, применяемых описанными выше фундаменталистами;

2) эффект наличия моментной (импульсной) составляющей. Модель (2.11) учитывает моментные эффекты рыночного ценообразования, природа которых была описана выше. С точки зрения особенностей поведения участников торгов, данный эффект выражается в принципах торговли, применяемых описанными выше чартистами;

3) эффект наличия локального ценового взаимодействия. Процесс ценообразования рынка на относительно коротком временном горизонте подвержен влиянию присутствия значительно выделяющихся цен или статистических выбросов. Возвращаясь к работам по исследованию поведения животных, данный эффект имеет аналогию с тяготением отдельных членов популяции к наиболее отдаленным элементам, принадлежащим окружающему множеству из определенного процента от всей популяции;

4) эффект наличия долгосрочного направления движения рынка. Модель (2.11) позволяет учитывать долгосрочные особенности динамики исследуемого рынка. С точки зрения особенностей поведения участников торгов, данный эффект выражается в принципах торговли, применяемых описанными выше инвесторами;

5) эффект наличия случайной составляющей. Модель (2.11) учитывает случайную составляющую ценообразования финансового рынка на каждом временном k и t.

Помимо приведенных выше свойств необходимо отметить, что построенные модели позволяют эффективно использовать предложенный в предыдущем параграфе метод приведения финансовых рядов к виду равного рыночного времени. Отмеченная эффективность заключается в том, что во всех представленных моделях учитываются последовательные значения средневзвешенной рыночной цены, находящиеся внутри более широкого отрезка времени, длина которого может автоматически контролироваться с помощью концепции вариации скорости хода времени на финансовых рынках и, соответственно, предложенного метода. Таким образом, длина шага времени t, измеряемая числом находящихся внутри него шагов времени k, может принимать либо фиксированные значения, либо варьироваться в зависимости от рыночной волатильности и выбранного эффективным образом порога агрегации. Более того, необходимо отметить, что одновременное использование в моделях рыночных данных с различными временными шагами является дополнительным преимуществом.

В качестве основных итогов данного параграфа необходимо отметить следующие:

1. Построены экономико-математические модели динамики финансового рынка, представляющие собой потенциальный инструмент комплексного подхода к принятию торговых решений на основе синтеза наиболее перспективных методов описания рыночных закономерностей.

2. Преимущество построенных моделей заключается в их одновременном использовании методов стохастического моделирования, эконометрического оценивания и наработок аппарата технического анализа. Структура моделей позволяет наиболее точно учитывать характеристичекие и конъюнктурные особенности исследуемого рынка, поведенческие закономерности его участников, а также эффективно применять предложенный метод приведения финансовых рядов к виду равного рыночного времени.

2.3 Обоснование наилучших способов оценки построенных экономико-математических моделей

Настоящий параграф посвящен решению задачи по выбору наилучших способов оценки коэффициентов построенных моделей, где критерием качества такой оценки будет являться статистическая значимость коэффициентов и общая прогнозная способность моделей. Так как временные ряды финансовых рынков являются нестационарными и обладают значительным количеством нелинейных взаимосвязей, следовательно, оценка коэффициентов любых создаваемых моделей требует применения методов, устойчивых к подобным особенностям рассматриваемых данных. В свою очередь, как было показано в параграфе 1.2, такими возможностями обладают калмановская фильтрация и аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС).

Оценка построенных экономико-математических моделей будет проведена на основе исторических значений котировок валютных пар USDJPY, USDRUB и EURUSD, рассмотренных ранее в параграфе 2.1 для представления метода агрегации финансовых рядов в соответствии с существующей концепцией относительности скорости хода рыночного времени. В свою очередь, результирующая статистика использования предложенного метода агрегации для

трех выбранных финансовых рядов, содержащая значения полученного порогового параметра $tres$, а также максимального и среднего расстояния между последовательными наблюдениями ряда равного рыночного времени, приведена в таблице 2.2.

Таблица 2.2 – Параметры рядов равного рыночного времени построенных с помощью предложенного метода для USDJPY, USDRUB и EURUSD*

Валютная пара	Средняя волатильность ($tres$)	Количество наблюдений	Максимальное расстояние между наблюдениями	Среднее расстояние между наблюдениями
USDJPY	0,00007	129 022	593	11
USDRUB	0,00020	78 731	799	31
EURUSD	0,00006	120 068	654	16

* Источник: Составлено автором

В таблице 2.2 под понятиями максимального и среднего расстояния между наблюдениями подразумевается максимальное и среднее количество временных шагов равного астрономического времени. Например, для ряда равного рыночного времени, полученного из исходного USDJPY с шагом в 1 минуту, максимальное и среднее расстояния между последовательными значениями равны 593 и 11 минут соответственно.

Возвращаясь к структуре представляемых моделей 1 – 3, для каждой из них под временным шагом t понимается шаг большей длительности, содержащий внутри себя несколько более коротких шагов k. Таким образом, разделение исследуемого ряда на интервалы равного рыночного времени представляет собой логичный механизм выбора количества значений k, принадлежащих каждому шагу t. Например, для ряда USDJPY каждый шаг равного рыночного времени t будет содержать в среднем 11 наблюдений, соответствующих равным шагам астрономического времени k, однако каждый шаг t в отдельности будет содержать различное количество шагов k. В отличие от рядов равного рыночного времени, ряды равного астрономического времени не имеют натурального

механизма выбора количества значений k для всех шагов t. Поэтому логичным выбором для таких рядов будет использование в качестве количества значений k – среднего расстояния (его округленного значения) между наблюдениями для соответствующего ряда равного рыночного времени.

В качестве важного вывода, представленного в параграфе 2.1, необходимо отметить то, что полученные ряды равного рыночного времени обладали более однородными статистическими свойствами по сравнению с рядами равного астрономического времени. Была выдвинута гипотеза, что подобная однородность позволит строить более качественные прогнозные и описательные модели динамики финансовых рядов. Одной из задач настоящего параграфа является проверка данной гипотезы. Далее будут описаны наиболее эффективные методы оценки моделей 1 – 3, а также сравнительный анализ их прогнозных способностей для рядов равного астрономического и рыночного времени.

В целях наглядности ниже продублированы формулы построенных моделей 1 – 3, изначально представленных в предыдущем параграфе.

Модель 1 (базовая):

$$dY_t^k = \{\gamma \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + \theta \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + f(k, \mathbf{Y}_t)\}dt, \tag{2.25}$$

$$f(k, \mathbf{Y}_t) = \xi \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + \beta \cdot \frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}(Y_t^* + Y_{t-1}^*) + \varepsilon_t. \tag{2.26}$$

Модель 2 (локального уровня):

$$dY_t^k = \{\gamma \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + \theta \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + f(k, \mathbf{Y}_t)\}dt, \tag{2.27}$$

$$f(k, \mathbf{Y}_t) = \xi \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + \beta \cdot \frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^* + Y_{t-1}^*] + \mu_t, \tag{2.28}$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t. \tag{2.29}$$

Модель 3 (локального уровня с дрифтом):

$$dY_t^k = \{\gamma \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + \theta \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + f(k, \mathbf{Y}_t)\}dt, \tag{2.30}$$

$$f(k, \mathbf{Y}_t) = \xi \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + \beta \cdot \frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^* + Y_{t-1}^*] + \mu_t, \tag{2.31}$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \phi_t, \tag{2.32}$$

$$\phi_t = \phi_{t-1} + \varepsilon_t, \tag{2.33}$$

где Y_t^k – средневзвешенная цена за промежуток времени k, находящийся внутри более длительного периода времени t; Y_t^* – значение равновесной цены в момент времени t; $\mathbf{Y}_t$ – вектор, содержащий значения всех средневзвешенных цен для каждого промежутка k, принадлежащего периоду t; $\gamma \cdot [Y_t^* - Y_t^k]$ – диффузионная составляющая системы, иллюстрирующая стремление рынка к достижению равновесной устойчивой цены Y_t^*, $\theta \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k]$ – моментная составляющая системы, иллюстрирующая присутствие моментного эффекта в процессе ценообразования; $h(k, \mathbf{Y}_t) = \mathbf{E}(\mathbf{Y}_t)[\mathbf{E}(\mathbf{Y}_t) - \mathbf{M}(\mathbf{Y}_t)]$ – функция, отвечающая за моментный эффект ценообразования; $\mathbf{E}(Y_t)$ и $\mathbf{M}(Y_t)$ – среднее и мода случайной величины Y_t; $f(k, \mathbf{Y}_t)$ представляет собой внешнюю воздействующую силу, состоящую из: $\xi \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k]$ – компоненты, отвечающей за влияние на текущую цену Y_t^k ее наиболее удаленного элемента $r(k, \mathbf{Y}_t)$, $\beta \cdot \frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}[Y_t^* + Y_{t-1}^*]$ – члена, отвечающего за присутствие рыночного тренда, а также μ_t и ϕ_t – компонент локального уровня и дрифта, зависящих в любой момент времени t от своих предыдущих значений μ_{t-1} и ϕ_{t-1} и отвечающих за влияние на текущую цену Y_t^k ее

локальных областей нахождения, в том числе исторических торговых уровней. Ошибки $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ являются независимыми и одинаково распределенными. Коэффициенты γ, θ, ξ и β подлежат оценке.

Первоначальная оценка коэффициентов γ, θ, ξ и β будет проведена с помощью калмановской фильтрации, представляющей, как было показано в параграфе 1.2, эффективный инструмент работы с нестационарными данными финансовых рынков. Для всех последующих оценок был использован классический фильтр Калмана [27, с. 175-178; 30, с. 1-11], реализация которого происходит в соответствии со сглаженным подходом (diffuse likelihood approach) [87, с. 1075-1076], основанном на методе максимального правдоподобия. Все последующие измерения были проведены в статистическом пакете Stata 12.

Оценка коэффициентов моделей 1 – 3 для выбранных пар валют USDJPY, USDRUB и EURUSD была построена на данных обучающего множества, содержащего значения рядов за период с 01.01.2017 по 30.09.2017. В свою очередь, тестовое множество, использованное для оценки прогнозных способностей рассматриваемых моделей, содержало оставшиеся значения рядов за период с 01.10.2017 по 31.10.2017. Ниже, таблице 2.3, в качестве примера приведены результаты оценки коэффициентов моделей для пары USDRUB.

Таблица 2.3 – Оценка моделей с помощью фильтра Калмана на примере USDRUB*

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 1	γ	0,702	0,049	0,000	0,366	0,013	0,000
	θ	0,000	0,000	0,672	0,000	0,000	0,000
	ξ	-0,014	0,016	0,392	0,109	0,012	0,000
	β	-0,008	0,000	0,000	0,005	0,002	0,038
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		1900	χ^2 статистика		1837
		p-значение		0,000	p-значение		0,000

Продолжение таблицы 2.3

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 2	γ	0,975	0,023	0,000	1,530	0,007	0,000
	θ	-0,005	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000
	ξ	0,167	0,009	0,000	-0,222	0,004	0,000
	β	-0,007	0,003	0,042	-0,002	0,002	0,000
	Вариация σ_ε^2	0,011	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		4817	χ^2 статистика		127542
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 3	γ	1,019	0,018	0,000	2,003	0,007	0,000
	θ	-0,008	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000
	ξ	0,229	0,010	0,000	-0,328	0,004	0,000
	β	-0,789	0,111	0,000	-1,857	0,042	0,000
	Вариация σ_ε^2	0,028	0,000	0,000	0,006	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		7780	χ^2 статистика		272233
		p-значение		0,000	p-значение		0,000

∗ Источник: составлено автором

Аналогичные результаты для оставшихся валютных пар USDJPY и EURUSD вынесены в Приложение Д.

Представленные результаты свидетельствуют о статистической значимости полученных коэффициентов, величины которых можно использовать для представления моделей в удобном для реального использования виде (на примере рыночного времени):

Модель 1 (базовая):

$$dY_t^k = \{0,366 \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + 0,000 \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + 0.109 \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] + 0.005 \cdot \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial t} [Y_t^* + Y_{t-1}^*]\} dt. \quad (2.34)$$

Модель 2 (локального уровня):

$$dY_t^k = \{1,53 \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + 0,001 \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] \\ -0,222 \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] - 0,002 \cdot \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial t} [Y_t^* + Y_{t-1}^*]\} dt. \quad (2.35)$$

Модель 3 (локального уровня с дрифтом):

$$dY_t^k = \{2,003 \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + 0,001 \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] \\ -0,328 \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] - 1,857 \cdot \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial t} [Y_t^* + Y_{t-1}^*]\} dt. \quad (2.36)$$

Далее, в таблицах 2.4 – 2.6, приведены результаты оценки прогнозных способностей [28, с. 308] построенных моделей для всех рассмотренных валютных пар. Для более качественного анализа возможностей моделей, в данных таблицах приведена оценка основных исследуемых показателей для дополнительно введенной модели случайного блуждания (RW).

Таблица 2.4 – Результаты прогнозных способностей моделей, оцененных фильтром Калмана, для ряда USDJPY*

Модель	Показатель	Астрономическое время		Рыночное время	
		Модель	RW	Модель	RW
Модель 1	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,23	1,35	0,69	1,42
	Сред. относительная ошибка, %	0,02	0,04	0,01	0,02
	Правильные направления прогноза, %	58,20	49,40	71,37	49,81
Модель 2	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,25	1,35	0,65	1,42
	Сред. относительная ошибка, %	0,03	0,04	0,01	0,02
	Правильные направления прогноза, %	55,20	49,40	67,45	49,81
Модель 3	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	2,20	1,35	0,70	1,42
	Сред. относительная ошибка, %	0,04	0,04	0,02	0,02
	Правильные направления прогноза, %	52,15	49,40	65,38	49,81

* Источник: составлено автором

Таблица 2.5 – Результаты прогнозных способностей моделей, оцененных фильтром Калмана, для ряда USDRUB*

Модель	Показатель	Астрономическое время		Рыночное время	
		Модель	RW	Модель	RW
Модель 1	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,30	1,39	1,54	2,31
	Сред. относительная ошибка, %	0,08	0,09	0,05	0,09
	Правильные направления прогноза, %	57,73	46,54	70,24	50,68
Модель 2	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,92	1,39	1,13	2,31
	Сред. относительная ошибка, %	0,11	0,09	0,09	0,09
	Правильные направления прогноза, %	52,01	46,54	63,62	50,68
Модель 3	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	3,70	1,39	1,91	2,31
	Сред. относительная ошибка, %	0,18	0,09	0,11	0,09
	Правильные направления прогноза, %	51,18	46,54	60,46	50,68

* Источник: составлено автором

Таблица 2.6 – Результаты прогнозных способностей моделей, оцененных фильтром Калмана, для ряда EURUSD*

Модель	Показатель	Астрономическое время		Рыночное время	
		Модель	RW	Модель	RW
Модель 1	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,44	1,46	0,68	1,41
	Сред. относительная ошибка, %	0,03	0,03	0,01	0,02
	Правильные направления прогноза, %	57,19	48,05	71,09	49,65
Модель 2	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,40	1,46	0,68	1,41
	Сред. относительная ошибка, %	0,03	0,03	0,01	0,02
	Правильные направления прогноза, %	54,26	48,05	68,15	49,65
Модель 3	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	2,72	1,46	0,74	1,41
	Сред. относительная ошибка, %	0,05	0,03	0,02	0,02
	Правильные направления прогноза, %	51,99	48,05	64,08	49,65

* Источник: составлено автором

Представленные в таблицах 2.4 – 2.6 результаты демонстрируют высокую прогнозную способность построенных моделей, в особенности с точки зрения процента правильных направлений прогноза, по сравнению с моделью случайного блуждания (RW).

Также необходимо отметить, что проведение предварительной процедуры приведения рядов к виду равного рыночного времени с использованием предложенного в параграфе 2.1 метода позволило значительным образом улучшить прогнозные способности моделей, и в том числе модели случайного блуждания (RW). Данный факт подтверждает выдвинутую гипотезу об эффективности использования концепции вариации скорости хода времени на финансовых рынках, а также предложенного метода эффективного выбора порога агрегации по средней волатильности.

Таким образом, из полученных результатов можно сделать вывод, что калмановская фильтрация является эффективным инструментом оценки коэффициентов предложенных моделей. В свою очередь оцененные фильтром Калмана модели продемонстрировали высокие прогнозные способности для всех рассмотренных валютных пар.

Однако, использование классической калмановской фильтрации для оценки моделей финансовых рядов обладает определенным недостатком, связанным с присутствием шума в исследуемых данных. Среди основных типов такого шума в финансовых данных необходимо отметить следующие:

1) системный шум представляет собой шоки, определяющие динамику всего стохастического процесса. Как правило, распределения таких шоков является гауссовым, обладающим тяжелыми хвостами;

2) оценочный шум возникает в процессе накопления наблюдений и последующей оценки полученных рядов. Значительное влияние на наличие данного шума, выражающегося в ошибках проводимых оценок, оказывает присутствие статистических выбросов в данных;

3) входной шум выражает неопределенность в том, будет ли получено следующее наблюдение на следующем временном шаге, следовательно, наибольшее внимание наличию такого шума уделяется при использовании тиковых данных.

В отличие от фильтра Калмана аппарат искусственных нейронных сетей позволяет анализировать данные, игнорируя при этом наличие оценочного и входного шумов. Следовательно, можно сделать вывод, что использование фильтра Калмана одновременно с нейронной сетью позволит получать более точные прогнозные модели финансовых рядов с присутствием описанных выше шумов. С подобными исследованиями по использованию нейронной сети внутри фильтра Калмана можно ознакомиться, например, в работе [69, с. 399-415], в которой авторами были продемонстрированы преимущества данного подхода при моделировании тиковых данных обменного курса доллара США к немецкой марке (USD/DEM) по сравнению с использованием традиционной калмановской фильтрации.

Далее будут представлены результаты оценки моделей с помощью фильтра Калмана со встроенной нейронной сетью. В общем виде механизм получения оценок состоял из двух этапов. Вначале строилась искусственная нейронная сеть, где в качестве входных данных использовались значения общих для всех моделей независимых переменных, а для данных выхода – значения зависимых. Затем для всех представленных моделей данные зависимых переменных были заменены выходными значениями построенных нейронных сетей, после чего каждая модель была оценена с помощью фильтра Калмана.

Как известно, традиционной ИНС для прогнозирования финансовых рядов является многослойный персептрон с использованием сигмоиды в качестве активационной функции [48, с. 45-48]. Поэтому, во всех последующих вычислениях в качестве описанных выше нейронных сетей будет использован простейший персептрон с четырьмя нейронами на входе, одним на выходе и одним скрытым слоем, в свою очередь в качестве активационной функции –

сигмоида с единичной крутизной. Для обучения использован пороговый алгоритм обратного распространения ошибки (RPROP). Все нейронные сети были обучены в течение 10 000 итераций.

Ниже, таблице 2.7, в качестве примера приведены результаты оценки коэффициентов моделей для пары USDRUB.

Таблица 2.7 – Оценка моделей с помощью фильтра Калмана с ИНС на примере USDRUB*

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 1	γ	0,637	0,023	0,000	0,317	0,004	0,000
	θ	0,000	0,000	0,015	0,000	0,000	0,000
	ξ	0,010	0,004	0,017	0,062	0,003	0,000
	β	-0,009	0,000	0,000	-0,003	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		26903	χ^2 статистика		7042
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 2	γ	0,630	0,004	0,000	0,319	0,001	0,000
	θ	-0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	ξ	0,023	0,002	0,000	0,064	0,001	0,000
	β	-0,011	0,001	0,000	-0,003	0,000	0,000
	Вариация σ_ε^2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		43181	χ^2 статистика		399891
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 3	γ	0,628	0,004	0,000	0,322	0,002	0,000
	θ	-0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	ξ	0,033	0,002	0,000	0,064	0,001	0,000
	β	-0,013	0,001	0,000	-0,063	0,010	0,000
	Вариация σ_ε^2	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		44100	χ^2 статистика		405452
		p-значение		0,000	p-значение		0,000

∗ Источник: Составлено автором

Аналогичные результаты оценки моделей для оставшихся валютных пар USDJPY и EURUSD, также обладающие статистической значимостью, вынесены в Приложение Е.

Представленные результаты свидетельствуют о статистической значимости полученных коэффициентов, величины которых можно использовать для представления моделей в удобном для реального использования виде (на примере рыночного времени):

Модель 1 (базовая):

$$\begin{aligned} dY_t^k &= \{0,317 \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + 0,000 \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] \\ &+0,062 \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] - 0,003 \cdot \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial t} [Y_t^* + Y_{t-1}^*]\} dt. \end{aligned} \tag{2.37}$$

Модель 2 (локального уровня):

$$\begin{aligned} dY_t^k &= \{0,319 \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + 0,000 \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] \\ &+0,064 \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] - 0,003 \cdot \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial t} [Y_t^* + Y_{t-1}^*]\} dt. \end{aligned} \tag{2.38}$$

Модель 3 (локального уровня с дрифтом):

$$\begin{aligned} dY_t^k &= \{0,322 \cdot [Y_t^* - Y_t^k] + 0,000 \cdot [h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] \\ &+0,064 \cdot [r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k] - 0,063 \cdot \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial t} [Y_t^* + Y_{t-1}^*]\} dt. \end{aligned} \tag{2.39}$$

Далее, в таблицах 2.8 – 2.10, приведены результаты оценки прогнозных способностей построенных моделей для трех рассмотренных валютных пар USDJPY, USDRUB и EURUSD соответственно.

Таблица 2.8 – Результаты прогнозных способностей моделей, оцененных фильтром Калмана со встроенной нейронной сетью, для ряда USDJPY*

Модель	Показатель	Астрономическое время		Рыночное время	
		Модель	RW	Модель	RW
Модель 1	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,41	1,46	0,56	1,43
	Сред. относительная ошибка, %	0,02	0,04	0,01	0,03
	Правильные направления прогноза, %	58,40	49,20	69,40	49,70
Модель 2	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,42	1,46	0,64	1,43
	Сред. относительная ошибка, %	0,03	0,04	0,01	0,03
	Правильные направления прогноза, %	57,90	49,20	67,80	49,70
Модель 3	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,45	1,46	0,69	1,43
	Сред. относительная ошибка, %	0,03	0,04	0,01	0,03
	Правильные направления прогноза, %	56,80	49,20	65,10	49,70

* Источник: Составлено автором

Из полученных результатов можно видеть, что все три модели обладают неплохими прогнозными способностями применительно к ряду USDJPY.

Таблица 2.9 – Результаты прогнозных способностей моделей, оцененных фильтром Калмана со встроенной нейронной сетью, для ряда USDRUB*

Модель	Показатель	Астрономическое время		Рыночное время	
		Модель	RW	Модель	RW
Модель 1	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,27	1,39	1,53	2,31
	Сред. относительная ошибка, %	0,08	0,09	0,05	0,09
	Правильные направления прогноза, %	57,98	46,54	71,82	50,68
Модель 2	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,33	1,39	1,07	2,31
	Сред. относительная ошибка, %	0,09	0,09	0,09	0,09
	Правильные направления прогноза, %	57,25	46,54	71,46	50,68
Модель 3	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,37	1,39	1,13	2,31
	Сред. относительная ошибка, %	0,09	0,09	0,09	0,09
	Правильные направления прогноза, %	55,30	46,54	70,07	50,68

* Источник: Составлено автором

Таблица 2.10 – Результаты прогнозных способностей моделей, оцененных фильтром Калмана со встроенной нейронной сетью, для ряда EURUSD*

Модель	Показатель	Астрономическое время		Рыночное время	
		Модель	RW	Модель	RW
Модель 1	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,44	1,46	0,68	1,41
	Сред. относительная ошибка, %	0,03	0,03	0,01	0,02
	Правильные направления прогноза, %	57,28	48,05	70,95	49,65
Модель 2	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,44	1,46	0,68	1,41
	Сред. относительная ошибка, %	0,03	0,03	0,01	0,02
	Правильные направления прогноза, %	57,77	48,05	70,13	49,65
Модель 3	Мин. относительная ошибка, %	0,00	0,00	0,00	0,00
	Макс. относительная ошибка, %	1,44	1,46	0,68	1,41
	Сред. относительная ошибка, %	0,03	0,03	0,01	0,02
	Правильные направления прогноза, %	57,00	48,05	69,84	49,65

* Источник: Составлено автором

Из представленных результатов можно видеть, что применительно ко всем рассмотренным валютным парам все построенные модели продемонстрировали высокие прогнозные способности, которые могут быть значительным образом улучшены с помощью предварительной процедуры приведения финансовых рядов к виду равного рыночного времени с использованием предложенного в параграфе 2.1 метода. Таким образом, можно сделать вывод, что фильтр Калмана со встроенной нейронной сетью является эффективным инструментом оценки представленных моделей.

Исходя из полученных результатов важно отметить, что предварительная процедура приведения финансовых рядов к виду равного рыночного времени с помощью предложенного в параграфе 2.1 метода позволила значительным образом улучшить качество построенных моделей с точки зрения прогнозной способности и статистической значимости коэффициентов, получаемых как с помощью простого фильтра Калмана, так и фильтра Калмана со встроенной нейронной сетью.

В целях дополнительной иллюстрации эффективности практического применения концепции изменчивости скорости хода рыночного времени на финансовых рынках в Приложении Ж и Приложении И приведен графический анализ остатков моделей 1 – 3, оцененных с помощью фильтра Калмана и фильтра Калмана со встроенной нейронной сетью соответственно. Данный графический анализ представляет собой проверку необходимую для исключения возможностей возникновения явления мнимой регрессии (spurious regression) [21, с. 282]. Также в этих приложениях представлены выходные значения соответствующих тестов Дикки-Фуллера. Полученные результаты свидетельствуют о том, что остатки всех построенных моделей являются стационарными для всех рассмотренных валютных пар, так как р-значения тестов Дикки-Фуллера при использовании как рядов астрономического, так и рыночного времени оказались меньше 0,05, а автокорреляционные функции остатков быстро убывают на первых шагах.

В качестве основных итогов данного параграфа необходимо отметить следующие:

1. Все построенные экономико-математические модели продемонстрировали высокие прогнозные способности для всех рассмотренных валютных пар по сравнению со специально введенной моделью случайного блуждания (RW), в особенности с точки зрения процента правильных направлений прогноза.

2. При оценке моделей с помощью классического фильтра Калмана было установлено следующее: модели локального уровня и локального уровня с дрифтом обладали статистически более значимыми коэффициентами, в то время как базовая модель обладала более высокой прогнозной способностью.

3. При оценке моделей с помощью фильтра Калмана со встроенной нейронной сетью было установлено следующее: все рассмотренные модели имели приблизительно одинаковую статистическую значимость коэффициентов и схожую прогнозную способность.

4. Применение предварительной процедуры агрегации финансовых рядов с помощью предложенного в параграфе 2.1 метода позволило значительным образом увеличить качество построенных моделей с точки зрения их прогнозных способностей и статистической значимости коэффициентов как для оценки с помощью простого фильтра Калмана, так и фильтра Калмана со встроенной нейронной сетью.

Выводы к главе 2

В данной главе были представлены предложения, направленные на совершенствование методов анализа и моделирования динамики финансового рынка в рамках решения поставленной задачи по разработке комплексного подхода к принятию торговых решений. В качестве основных итогов необходимо отметить следующие:

1. Предложен универсальный метод первоначальной агрегации данных финансового рынка в соответствии с существующей теоретической концепцией относительности скорости хода рыночного времени, позволяющий значительным образом увеличивать однородность статистических свойств рассматриваемых процессов.

2. Разработаны экономико-математические модели динамики финансового рынка, функциональная форма которых позволяет использовать любые методы эконометрического оценивания адекватные рассматриваемым процессам, а также математически реализует методы стохастического моделирования и приемы технического анализа, синтезируя их преимущества в целях повышения достоверности описания рыночных закономерностей.

3. Для разработанных моделей были получены оценки коэффициентов с помощью традиционной калмановской фильтрации и фильтра Калмана со встроенной нейронной сетью.

4. Установлено, что применение фильтра Калмана со встроенной нейронной сетью позволяет улучшать качество построенных моделей как с точки зрения прогнозной способности, так и статистической значимости коэффициентов.

5. На примере построенных моделей подтверждена эффективность предварительной агрегации финансовых рядов с помощью предложенного метода в целях повышения достоверности получаемых прогнозов рыночной динамики.

Глава 3 Возможности инструментальной реализации и практического использования построенных экономико-математических моделей

Предыдущая глава была посвящена построению экономико-математических моделей, позволяющих прогнозировать динамику финансового рынка на основе одновременного использования приемов технического анализа, методов эконометрического и стохастического моделирования в рамках поставленной задачи по выработке комплексного подхода к принятию торговых решений. Также был предложен универсальный метод первоначальной агрегации данных финансового рынка, позволивший значительным образом повысить точность прогнозов построенных моделей, оцененную с точки зрения показателя процента правильных направлений. Настоящая глава посвящена решению задачи практической реализации теоретических разработок предыдущей главы с помощью прикладных инструментальных средств в целях их реального экономического использования. В главе будет представлена созданная на базе популярной среди участников финансового рынка платформе MetaTrader 4 обучаемая автоматизированная система, формирующая торговые решения на основе прогнозов разработанных экономико-математических моделей и предложенном методе агрегации данных. Для созданной системы будут определены процедуры обучения, обеспечивающие наилучшую результативность ее реального практического использования. Также будет представлен разработанный метод, позволяющий повышать адаптируемость автоматизированных торговых систем к постоянно меняющимся конъюнктурным особенностям рыночной динамики на основе агрегации прогнозов математических моделей и инструментов технического анализа.

3.1 Создание обучаемой автоматизированной торговой системы на основе построенных экономико-математических моделей

Настоящий параграф посвящен созданию обучаемой автоматизированной торговой системы [3, с. 133-180; 85, с. 43-52; 91, с. 105-125; 170, с. 237-265] для платформы MetaTrader 4 (MT 4) на базе разработанных экономико-математических моделей, представленных в главе 2. Суть поставленной задачи сводится к написанию торгового алгоритма [76, с. 31-92] на языке программирования MQL, основой логики [53, с. 2-8] которого будет являться соответствующая разработанная модель. Получаемая программа для платформы MT 4 называется торговым советником (expert adviser) и может быть использована для проведения торговых операций в автоматическом режиме любыми пользователями платформы MT 4 независимо от выбора брокера.

Для более подробного описания торговой платформы MT 4 и ее возможностей можно использовать следующий пользовательский мануал [144]. Для ознакомления с основами языка программирования MQL неплохим пособием является работа [171, с. 32-85] или интернет-ресурс [146].

Необходимо отметить, что описанные далее результаты значительным образом опираются на выводы, которые будут представлены в следующем параграфе 3.2. Как было отмечено выше, данный параграф посвящен созданию торговых советников, разработке программного кода [81, с. 101-130], а также последующему тестированию их финансовой результативности на исторических данных. Однако, одним из важнейших этапов создания советника, помимо программного кода, является задача его оптимизации, или, другими словами, выбор наиболее подходящих параметров советника, позволяющих удовлетворять предъявляемым к его работе пользовательским требованиям, таким как, например, наибольшая прибыль или наименьшая просадка счета, проверяемым на данных обучающего множества. Таким образом, исследованию вопросов задачи

оптимизации советников посвящен параграф 3.2, результаты которого будут использованы в текущем параграфе для соответствующего обучения и последующего тестирования советников на исторических данных.

Оценка прогнозных способностей разработанных в параграфе 2.2 моделей проводилась в соответствии с принципом ограниченного горизонта прогнозирования. Другими словами, на каждом шаге получаемый прогноз движения цены имел фиксированный горизонт действия, ограниченный выбором таймфрейма как для рядов равного астрономического, так и рыночного времени. Например, при использовании рядов с таймфреймом в 30 минут получаемые прогнозы имели горизонт действия (шаг) также равный 30 минутам. Помимо ограниченного горизонта прогнозирования данные модели использовали в качестве входных данных абсолютные значения своих предикторов. Такой механизм построения (оценки) моделей является традиционным подходом, используемым в большинстве академических исследований. Далее для его обозначения будет использоваться термин «абсолютного эффекта». В общем виде построенные в параграфе 2.2 модели используют абсолютные значения изменений своих предикторов для получения прогнозов, строго ограниченных по времени. С точки зрения академического интереса, разработанные модели действительно позволяют описывать и прогнозировать динамику финансовых рынков, однако, с точки зрения экономического прикладного использования, имеет смысл изменить как принцип ограниченного горизонта прогнозирования, так и используемый для проведения описанных вычислений механизм «абсолютного эффекта». Таким образом, для расширения возможностей экономической реализации представленных моделей будут рассмотрены следующие основные модификации: неограниченный горизонт прогнозирования и механизм «присутствия эффекта», лежащий в основе вычислений получаемых прогнозов. Принцип неограниченного горизонта прогнозирования, как следует из названия, заключается в том, что прогнозное направление движения рынка не имеет заранее известного фиксированного горизонта и должно сохраняться до

выполнения определенных условий, связанных с изменением значений предикторов модели или их знаков. В качестве примера можно привести трендовые модели, которые сохраняют прогнозируемое направление движения рынка до неопределенного момента в будущем, соответствующего смене тренда. В свою очередь, вычислительный механизм получения прогноза с «присутствием эффекта» заключается в том, что в качестве предикторов моделей используются не их абсолютные значения, а числа 1 или -1, соответствующие увеличению или снижению абсолютного значения каждого конкретного предиктора. Таким образом, все описанные преобразования, потенциально применимые к любым прогнозным моделям, в том числе регрессионного типа, в целях расширения возможностей их прикладного экономического использования, могут быть описаны следующей схемой:

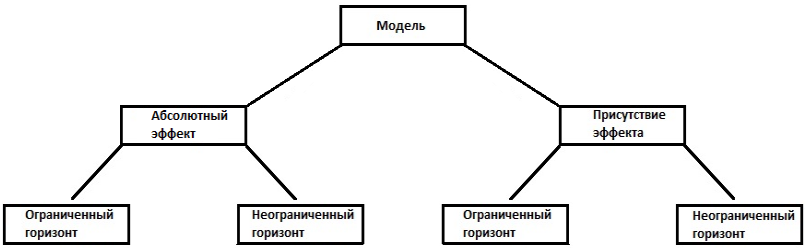

Рисунок 3.1– Принципиальная схема основных этапов построения вычислительной логики автоматизированных торговых систем на основе любых прогнозных моделей, в том числе регрессионного типа

Источник: Составлено автором

Необходимо отметить следующие особенности представленной схемы и ее составляющих:

1) начальным этапом построения прогнозной модели регрессионного типа для ее реализации в виде логики советника является выбор вычислительного механизма: «абсолютный эффект» или «присутствие эффекта», отличие между которыми состоит в использовании абсолютных значений предикторов или знаков их приращения соответственно;

2) в зависимости от выбора вычислительного механизма модель может иметь как ограниченный, так и неограниченный горизонт действия прогноза;

3) механизм «присутствия эффекта» является предпочтительным при прогнозировании на неограниченном горизонте, так как позволяет отражать текущие тенденции движения на рынке. Благодаря использованию именно знаков предикторов (или их приращений) является более гибким по сравнению с «абсолютным эффектом», при котором оценка коэффициентов изначально производится для конкретных значений (приращений) предикторов в прошлом, а затем используется для отличных значений данных предикторов в будущем. Таким образом, эффект от изменения каждого предиктора на финальный прогноз направления движения цены будет зависеть именно от его важности (значимости), а не локальных статистических выбросов его абсолютного значения. Также, при использовании данного подхода для защиты от локальных колебаний (изменений знака) наиболее значимых предикторов, вызывающих хаотичную смену направлений прогноза, возможно введение ограничительных порогов на абсолютные значения (приращения) предикторов, при которых их знаки будут равны либо +1, либо -1, а в противном случае (при нахождении между границами введенных порогов) равны 0;

4) механизм «абсолютного эффекта» является предпочтительным при прогнозировании на ограниченном горизонте. Как было отмечено выше, данный механизм является менее гибким по отношению к новым данным и, соответственно, к локальным рыночным тенденциям, не присутствующим в обучающей выборке. Присутствие локальных рыночных эффектов вместе с общей нестационарностью финансовых рядов приводит к тому, что получаемые коэффициенты предикторов могут иметь различные знаки в зависимости от периода оценивания и выбранного таймфрейма (Параграф 2.3). Однако, принцип построения регрессионных моделей с использованием абсолютных значений предикторов изначально предполагает получение прогнозов с фиксированным временным шагом, что делает его неэффективным при использовании в случаях,

когда данный шаг может варьироваться или быть изначально неопределенным (неограниченным).

В соответствии с приведенной аргументацией наиболее целесообразным является создание автоматизированных торговых систем, реализующих экономические возможности прогнозных моделей регрессионного типа, с помощью выбора следующих ветвей в предложенной схеме: вычислительный механизм «присутствия эффекта» и неограниченный горизонт прогнозирования, либо вычислительный механизм «абсолютного эффекта» и ограниченный горизонт прогнозирования.

Разработка торговых систем и их последующее тестирование были проведены применительно к рассмотренному в предыдущих главах традиционному международному валютному рынку FOREX. Однако необходимо отметить, что созданные системы также могут быть использованы для проведения торговых операций на альтернативных финансовых рынках, доступных в платформе МТ 4 в зависимости от выбора брокера, в том числе для торговли фьючерсными контрактами [8, с. 25-33] на индексы, металлы, товары и т.д.

В параграфе 2.3 тестирование разработанных экономико-математических моделей на исторических данных рынка FOREX выявлило их высокие, с точки зрения показателя процента правильных направлений прогноза, прогнозные способности. Однако, несмотря на важность данного показателя, эффективность реального экономического использования любых прогнозных моделей, в том числе разработанных, обладающих в соответствии с введенной терминологией вычислительным механизмом «абсолютного эффекта» и ограниченным горизонтом прогнозирования и реализуемых в виде автоматизированных торговых систем, зависит также от ряда дополнительных факторов. В частности, наиболее значимым является величина средней чистой прибыли системы в пересчете на каждую операцию. Подтверждением данного заключения может служить ситуация, при которой, несмотря на высокий процент правильных направлений прогноза, средняя величина убытка от торговых операций является

выше аналогичной величины прибыли. Возникновение такой ситуации приводит к снижению величины средней чистой прибыли по всем операциям, в том числе ее отрицательному значению, в случае, когда величина общей средней прыбыли оказывается меньше размера брокерского спреда или комиссии.

В силу данных обстоятельств, несмотря на существующую возможность извлечения положительной прибыли, использование разработанных моделей, обладающих вычислительным механизмом «абсолютного эффекта», является целесообразным для проведения торговых операций не на оригинальном рынке FOREX, а на смежном с ним – рынке бинарных опционов (binary options) [66]. На данном рынке участники строят прогнозы относительно направления будущего движения или диапазона нахождения цены исследуемого инструмента, который может являться валютной парой рынка FOREX, обладающие заранее определенным временным горизонтом. Таким образом, на рынке бинарных опционов основным показателем, влияющим на качество создаваемой торговой системы, является процент правильных направлений прогноза, реализуемый с помощью заложенной в систему прогнозной модели. В то время как проведенное в параграфе 2.3 тестирование разработанных моделей продемонстрировало их способности к прогнозированию с высокой величиной подобного показателя, и, следовательно, значительный потенциал их применимости на данном рынке. В свою очередь, увеличить экономическую целесообразность разработки автоматизированных систем для проведения торговых операций на рынке FOREX с использованием прогнозной логикой построенных моделей возможно путем замены вычислительного механизма данных моделей с «абсолютного эффекта» на «присутствие эффекта» и последующего применения созданных систем в рамках неограниченного горзонта прогнозирования.

Таким образом, в соответствии с приведенной аргументацией можно сформулировать следующие основные принципы экономически целесообразной реализации построенных моделей финансового рынка в виде логики автоматизированных торговых систем:

Принцип 1: для проведения торговых операций на рынке FOREX экономически целесообразным является создание автоматизированных систем, реализующих логику неограниченных по времени прогнозов, получаемых при использовании построенных моделей с модифицированным вычислительным механизмом в виде механизма «присутствия эффекта»;

Принцип 2: для проведения торговых операций на смежным с традиционным рынком FOREX рынке бинарных опционов экономически целесообразным является создание автоматизированных систем, реализующих логику ограниченных по времени прогнозов, получаемых при использовании построенных моделей с оригинальным вычислительным механизмом «абсолютного эффекта».

Далее приведено описание процесса разработки, соответствующей автоматизированной торговой системы или торгового советника (ТС).

За основу созданного ТС, обозначаемого далее, как ТС1, была взята представленная в параграфе 2.2 модель 1 (базовая) (2.16) – (2.17), структура которой позволяет учитывать основные характеристические составляющие любого финансового рынка, влияющие как на краткосрочную, так и на долгосрочную динамику движения цены. Общий MQL код разработанного советника ТС1 приведен в Приложении К. Далее, в таблице 3.1, представлены основные составляющие программного кода ТС1, реализующие математику разработанной модели, ее вычислительную и прогнозную логику, а также общую логику принятия советником торговых решений. Соответствующие комментарии к таблице будут приведены после нее.

Таблица 3.1 – Основные составляющие логики ТС1 и их MQL код

Составляющие модели и элементы логики советника	Програмный код
$\gamma(Y_t^* - Y_t^k)$	ytyt=(yr1-Open[0])
$\xi(r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k)$	ryt=(max-Open[0]) / ryt=(min-Open[0])

Продолжение таблицы 3.1

Составляющие модели и элементы логики советника	Програмный код
$\frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}(Y_t^* + Y_{t-1}^*)$	avdyt=((yr1-yr2)+(yr3-yr4))/2;
Выбор горизонта прогнозирования	if (FHorizon==1) / if (FHorizon==0)
Выбор вычислительного механизма	if (CMechanism==1) / if (CMechanism==0)
Прогнозная логика с вычислительным механизмом «абсолютного эффекта»	if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt>0) direction=1; if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt<0) direction=-1;
Прогнозная логика с вычислительным механизмом «присутствия эффекта»	if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt>=bt) direction=1; if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt<=st) direction=-1;
Логика открытия сделок	if(Model()==1) CheckForOpenBuy(); else if (Model()==-1) CheckForOpenSell();

Логика закрытия сделок при ограниченном горизонте прогнозирования	if (Time[0]>=OrderOpenTime()+time){
	if (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0) CheckForCloseBuy();
	else if
	(CalculateCurrentOrdersSell()!=0)CheckForCloseSell();}}

Логика закрытия сделок при неограниченном горизонте прогнозирования	if (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0 && Model()==-1){
	CheckForCloseBuy(); CheckForOpenSell();}
	else if (CalculateCurrentOrdersSell()!=0 && Model()==1){
	CheckForCloseSell();CheckForOpenBuy();}}

Основные параметры, влияющие на принципы принятия решений	input int FHorizon; input int CMechanism; input int time;
Основные оптимизационные параметры	input double a1, a2, a3, st, bt, tres; input int period, stoploss, takeprofit;
Функция волатильности для имплементации метода обработки данных	vol=iStdDev (NULL,0,period,0,MODE_SMA,PRICE_MEDIAN,1);

∗ Источник: Составлено автором

В общем виде представленная таблица иллюстрирует основные логические составляющие созданной автоматизированной торговой системы ТС1. На данном этапе необходимо конкретизировать смысл данных составляющих. Во-первых, в силу того, что для двух из рассмотренных пар валют, USDJPY и USDRUB, коэффициент θ модели (2.16) – (2.17), соответствующий моментному эффекту ценообразования, принимал статистически незначимые величины при оценке традиционным фильтром Калмана с использованием рядов равного астрономического времени, он был исключен из программной реализации

написанного советника. Оставшиеся элементы используемой модели вынесены в первые три строки таблицы 3.1. Во-вторых, выбор вычислительного механизма модели и ее горизонта прогнозирования определяется соответствующими элементами кода CMechanism и FHorizon, значения которых могут быть заданы пользователем в платформе MT4 путем выбора свойств советника. Иллюстрация данных возможностей платформы будет приведена ниже, при конкретизации принципов проведенного тестирования TC1 на исторических данных. Далее в таблице, в строках 6 и 7, представлена прогнозная логика системы в зависимости от выбора вычислительного механизма «абсолютного эффекта» и «присутствия эффекта» соответственно. Как было отмечено выше, смысл использования «абсолютного эффекта» заключается в оценке абсолютных значений предикторов модели (2.16) – (2.17), реализованных в виде соответствующих кодовых обозначений ytyt, ryt, avdyt. Таким образом, в данном случае принятие торговых решений на покупку и продажу осуществляется при положительном и отрицательном значении прогноза модели, определяемым с помощью кодового выражения a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt. В свою очередь, при использовании вычислительного механизма «присутствия эффекта» в целях получения прогнозов рассматриваются исключительно знаки (1 или -1) предикторов ytyt, ryt, avdyt. В данном случае, в целях исключения отрицательного влияния стохастического изменения знаков ytyt, ryt, avdyt при возникновении статистических выбросов в данных и, следовательно, контроля точности получаемых прогнозов на покупку и продажу выражение a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt сравнивается со специально введенными пороговыми параметрами покупки и продажи bt и st соответственно. Предпоследняя строка таблицы 3.1 описывает основные параметры TC1, определяемые пользователем или получаемые в процессе обучения советника на исторических данных с последующим выбором определенного сценария, содержащего их конкретные значения. Последняя строка таблицы содержит заданную MQL кодом функцию волатильности, введенную для имплементации разработанного метода обработки данных финансовых рядов, представленного в

параграфе 2.1 и позволившего улучшить прогнозные способности построенных моделей, что было подтверждено путем их тестирования на исторических данных, результаты которого приведены в параграфе 2.3. Несмотря на то, что общая концепция определения порога агрегации с помощью тестовой статистики Колмогорова-Смирнова является эффективной в целях первоначальной обработки финансовых данных для дальнейшего построения моделей, однако применительно к готовым торговым системам, в частности TC1, определение данного порога является возможным с помощью генетического алгоритма платформы MT4 [101, с. 60-88], используемого для обучения систем и вычисления их параметров, наиболее подходящих для конкретного рынка. Таким образом, в разработанном советнике TC1 вычисление волатильности происходит с помощью кодовой функции vol, а эффективный порог ее отсечения при агрегации определяется параметром tres, являющимся оптимизационным.

В целях получения объективной оценки экономических возможностей разработанной автоматизированной торговой системы TC1, необходимо определение альтернативных ее использованию путей заработка на рассматриваемых рынке FOREX и смежном рынке бинарных опционов. Такие пути, в том числе, могут представлять собой использование альтернативных автоматизированных систем. На настоящий момент времени в сети Internet существует множество свободных для скачивания, либо доступных для покупки через онлайн магазин [20] торговых советников. Подобные советники реализуют различные торговые стратегии, обладающие широким разбросом в применимости к конкретным финансовым рынкам и эффективности, оцениваемой с точки зрения общей потенциальной доходности, соотношения данной доходности к риску и т.д. В свою очередь, качественное и объективное сравнение возможностей любых советников требует задания множества частных и общих норм и ограничений, определяющих приемлимость и сравнимость получаемых ими финансовых результатов. Например, является затруднительным сравнивать советников, обладающих высоким риском, а также требующих значительного размера

начального капитала, но потенциально обладающих высокой доходностью, с советниками, реализующими более консервативную стратегию медленного роста торгового баланса при значительно меньших риске и требуемом уровне начального капитала. Сравнение такого рода советников является невозможным без учета психологического фактора приемлимости риска пользователем, а также допустимости подобного риска в рамках выбранной данным конкретным пользователем стратегии финансового риск-менеджмента. Также необходимо учитывать, что, зачастую, торговые стратегии, реализуемые советниками, значительным образом зависят от выбора финансового рынка, его конъюнктурных особенностей, а также от выбора брокера, определяющего размеры применяемых спреда и комиссий.

Однако, несмотря на отмеченные объективные трудности, возникающие при попытке сравнения эффективности различных автоматизированных торговых систем, все же является возможным определение ряда традиционных, общих для множества участников финансового рынка стратегий и подходов, реализуемых как путем прямого человеческого участия в проведении торговых операций, так и с помощью автоматизированных систем. Среди такого рода традиционных подходов к торговле возможно выделить следующие:

Подход 1: проведение торговых операций в соответствии с прогнозной логикой концепции технического анализа [37, с. 12-29; 95, с. 98-117; 158, с. 62-89; 160, с. 79-122]. Использование инструментов технического анализа, в том числе различных индексов, индикаторов и показателей, является традиционным подходом, применяемым на практике для анализа и прогнозирования динамики финансового рынка, и принятия последующих торговых решений. Популярность данного подхода может быть продемонстрирована путем анализа существующей литературы по данному направлению, в частности, отмеченной в параграфе 2.2, а также множества онлайн ресурсов сети Internet, предоставляющих любому желающему готовые прогнозы будущего направления движения выбираемого рынка на основе агрегации значительного количества различных технических

индикаторов. Одним из наиболее известных онлайн ресурсов подобного типа является [112].

Подход 2: проведение торговых операций в соответствии с логикой, которую можно сформулировать следующим образом: необходимо покупать рассматриваемый актив, когда его цена находится ниже среднего уровня, определяемого с помощью индивидуальной задаваемой участником рынка методики, и продавать, в случае превышения ценой данного среднего уровня. Подобная стратегия имеет различные названия, в то время как ее общий принцип, описанный на множестве онлайн ресурсах, например [13, 162], сводится к тому, чтобы купить дешевле, а продать дороже.

Таким образом, для проведения процедуры объективной оценки эффективности разработанной системы ТС1 были созданы две дополнительные торговые системы ТС2 и ТС3, реализующие описанные выше традиционные подходы к торговле на финансовых рынках. Програмные коды данных советников представлены в Приложении Л и Приложении М соответственно.

В общем виде прогнозная логика ТС2 основывается на принципе аналогичном применяемому на широко известном отмеченном выше интернет ресурсе [112], предлагающем любому пользователю прогноз дальнейшего направления движения исследуемого финансового рынка с помощью простой оценки числа сигналов на покупку или продажу, получаемых одновременно от нескольких популярных индикаторов технического анализа. На данном онлайн ресурсе в качестве таких индикаторов используются следующие: RSI(14), STOCH(9,6), STOCHRSI(14), MACD(12,26), ADX(14), CCI(14), Highs/Lows(14), Ultimate Oscillator, ROC, Bull/Bear Power(13). С детальным описанием методик построения и параметризации данных индикаторов, задаваемой в виде чисел, отображенных в скобках, можно ознакомиться в [37, с. 246-282]. В свою очередь, в разработанном советнике ТС2 была использована лишь часть из отмеченных индикаторов, в частности RSI(14), STOCH(9,6), MACD(12,26) и CCI(14), в силу того что именно данные индикаторы являются доступными любому пользователю

при установке платформы MT4, остальные индикаторы из представленного списка подлежат дополнительной загрузке из сети Internet. Прогнозная логика, заложенная в TC2, является схожей с TC1 и основана на агрегации значений 1 или -1, представляющих собой сигналы индикаторов на покупку или продажу соответственно, и сравнении получаемой итоговой суммы с пороговыми критериями принятия торговых решений bt и st. Однако, в отличие от TC1, реализующего взвешенную агрегацию значений своих предикторов в своответсвии с вычислительным механизмом «присутствия эффекта», в советнике TC2 подобная агрегация осуществляется путем простой суммы соответствующих бинарных величин. Таким образом, логика принятия торговых решений советником TC2 не требует предварительного определения вычислительного механизма и основывается исключительно на выборе горизонта прогнозирования.

В общем виде логика принятия решений советником TC3 реализует описанный выше традиционный подход «покупай дешево и продавай дорого» и основывается на следующем принципе: покупка или продажа осуществляется в случае возникновения на предыдущем временном шаге отрицательного или положительного приращения цены соответственно. Для технической реализации подобной логики не требуется определение ни вычислительного механизма, ни горизонта прогнозирования – все сделки открываются на неограниченный срок.

Таким образом важно отметить, что в отличие от советника TC3, реализующего исключительно логику неограниченного горизонта прогнозирования, советники TC1 и TC2 также могут применяться в режиме ограниченного горизонта, выбор которого контролируется параметром FHorizon. Помимо этого, советник TC1 позволяет использовать дополнительный параметр контроля за применяемым вычислительным механизмом – CMechanism, тем самым реализуя любую ветвь в предложенной схеме (Рисунок 3.1). Все представленные в приложении советники TC1, TC2 и TC3 могут быть использованы любым пользователем путем загрузки соответствующего кода в платформу MT4. Далее приведено описание процедур тестирования финансовой

результативности всех рассмотренных систем ТС1, ТС2 и ТС3 на примере рынка FOREX и смежного с ним рынка бинарных опционов.

В общем виде тестирование созданных торговых систем на рынке FOREX было проведено в соответствии со следующими принципами и условиями:

1) начальный тестовый депозит, задаваемый в платформе MT4, был установлен на уровне 1000 долл. США. В свою очередь, используемое кредитное плечо было установлено на уровне 1:10, что означает блокирование брокером 100 долл. США из свободных средств депозита при открытии каждой сделки;

2) тестовые сделки заключались в покупке и продаже рассмотренных ранее валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB, обладающих широким разбросом по волатильности (Таблица 2.1) за период всего 2017 года;

3) данными для тестирования являлись значения рядов USDJPY, EURUSD и USDRUB с временным шагом 30 минут за период с 2012 по 2017 год;

4) значения спреда для пар USDJPY, EURUSD и USDRUB составляли 0,01, 0,0002 и 0,05 соответственно. Подобные установленные размеры спреда превышают средние значения для большинства существующих брокеров в целях максимизации объективности процедуры тестирования, а также учета потенциальных брокерских комиссий;

5) каждая сделка на покупку или продажу осуществлялась с использованием минимально возможного лота 0,01 для каждого из пяти применяемых, предварительно полученных путем обучения советников сценариев. Таким образом, максимально возможное количество открываемых сделок по покупке или продаже было ограничено пятью лотами, или, другими словами, максимальный уровень затрачиваемых и подверженных риску средств составлял 500 долл. США, что соответствует половине начального депозита.

Необходимым является прокомментировать последний описанный принцип проведенного тестирования. Как было отмечено ранее, советники ТС1, ТС2 и ТС3 являются обучаемыми, или, другими словами, оптимизируемыми с помощью генетического алгоритма, заложенного в платформу MT4. Проведение процедуры

обучения позволяет определять сценарии, содержащие различные значения оптимизируемых параметров и соответствующие им значения чистой прибыли на данных обучающего множества. Далее происходит процесс отбора сценария в соответствии с определяемым пользователем подходом, и его последующее применение на данных тестового множества. В силу того, что сценарий, обладающий максимальной чистой прибылью на данных тестового множества, не всегда позволяет получать положительную прибыль на данных обучающего, в проведенном исследовании тестирование осуществлялось с использованием пяти различных сценариев, соответствующих пяти открываемым сделкам на покупку или продажу. В свою очередь, важно отметить, что в отличие от ТС1 и ТС2 советник ТС3 открывал сделки на покупку и продажу в случае возникновении на предыдущем шаге времени отрицательного или положительного изменения цены соответственно. Далее на каждом последующем шаге времени, в случае если открытая сделка могла быть закрыта с положительной прибылью, она закрывалась, в противном случае осуществлялись дополнительное открытие сделки и соответствующее усреднение их общего курса. Подобная процедура происходила до тех пор, пока либо все открытые сделки не могли быть закрыты с суммарной положительной прибылью, либо через один временной шаг, соответствующий выбору таймфрейма, после открытия последней пятой сделки суммарная прибыль по всем сделкам оставалаь отрицательной. В отличие от подобной процедуры закрытия сделок, реализованной в ТС3, закрытие сделок в обучаемых советниках ТС1 и ТС2 определялось либо получением сигналов на совершение обратно направленной сделки, критерии которых задавались отмеченными ранее и получаемыми в процессе оптимизации пороговыми параметрами bt и st, либо срабатыванием ограничений на возможный убыток и доход – stoploss и takeprofit соответственно.

Последним этапом необходимым для полного описания процедуры проведенного тестирования является конкретизация процесса оптимизации обучаемых советников, которая в общем виде определялась следующим образом:

1) оптимизация советников проводилась на данных одного полного месяца (Т-1) в целях их последующего применения с использованием пяти различных оптимизационных сценариев на данных тестового множества следующего месяца (Т). Повторение подобной процедуры проводилось для всех трех рассмотренных валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB за период с 2012 по 2017 год;

2) для оптимизации советников генетическим алгоритмом была использована заложенная в MT4 целевая функция опмтимизации «expected payoff» (математическое ожидание), что, как будет показано в следующем параграфе 3.2, позволяет советникам с неограниченным горизонтом прогнозирования, экономическая целесообразность применения которых к рынку FOREX была аргументирована ранее, демонстрировать максимальную финансовую результативность, измеряемую размером чистой прибыли. С принципом установки диапазона вариации оптимизируемых коэффициентов для каждого советника, а также с порядком выбора целевой функции оптимизации в платформе MT4 можно ознакомиться с помощью иллюстраций в Приложении Н;

3) после процедуры обучения советников получаемые сценарии, содержащие различные значения оптимизируемых параметров, сортировались по убыванию чистой прибыли, затем из которых отбирались первые пять, обладащие одинаковой величиной соотношения размера чистой прибыли к максимальной просадке счета. Эффективность использования данной величины в качестве критерия отбора подходящего сценария продемонстрирована также в следующем параграфе 3.2, в свою очередь ее математическая оценка реализована в кодах всех разработанных советников и выдается в виде значений, округленных до ближайшего целого и принадлежащих столбцу пользовательского параметра сортировки получаемых сценариев. С принципом данной сортировки в платформе MT4 можно ознакомиться с помощью иллюстраций в Приложении Н.

Далее, на рисунках 3.2 – 3.7, приведены финансовые результаты проведения тестовых торговых операций советниками ТС1, ТС2 и ТС3 на рынке FOREX.

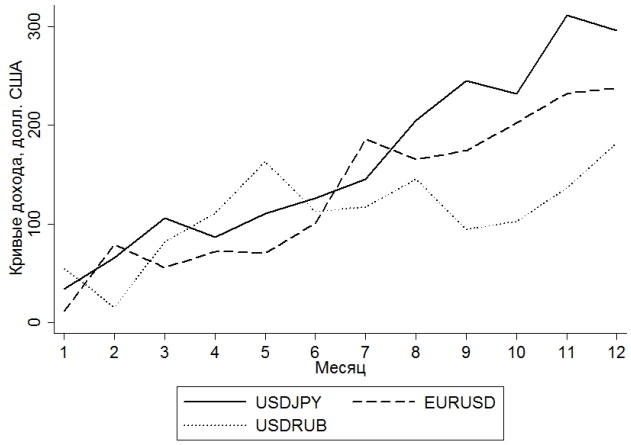

Рисунок 3.2 – Кривые дохода советника ТС1 за 2017 год
Источник: Составлено автором

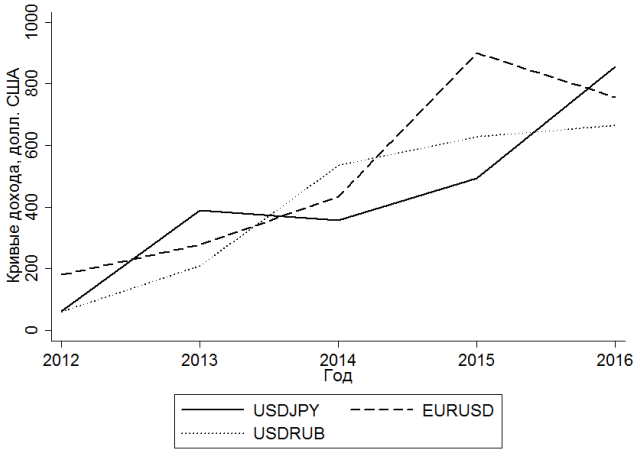

Рисунок 3.3 – Кривые дохода советника ТС1 за период с 2012 по 2016 год
Источник: Составлено автором

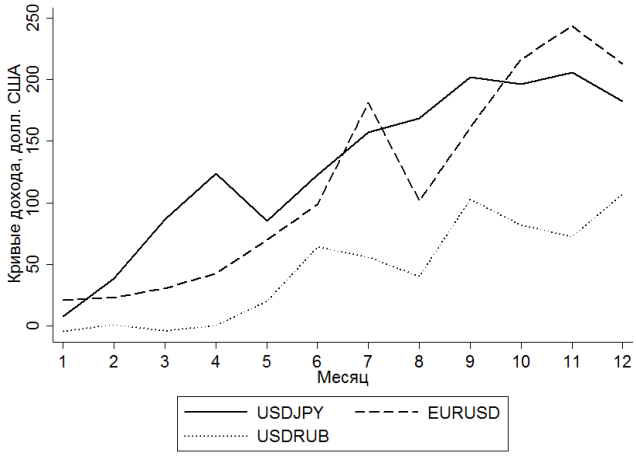

Рисунок 3.4 – Кривые дохода советника ТС2 за 2017 год
Источник: Составлено автором

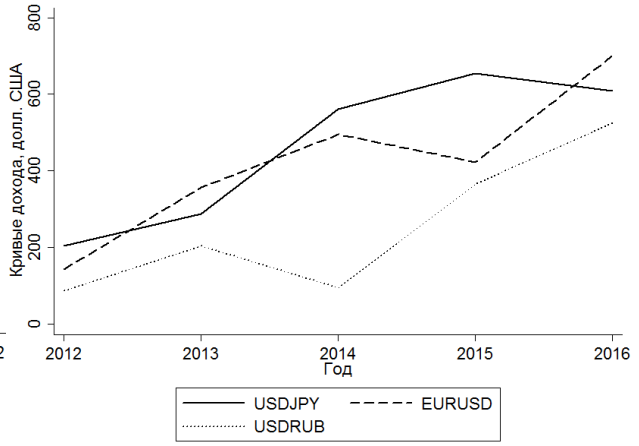

Рисунок 3.5 – Кривые дохода советника ТС2 за период с 2012 по 2016 год
Источник: Составлено автором

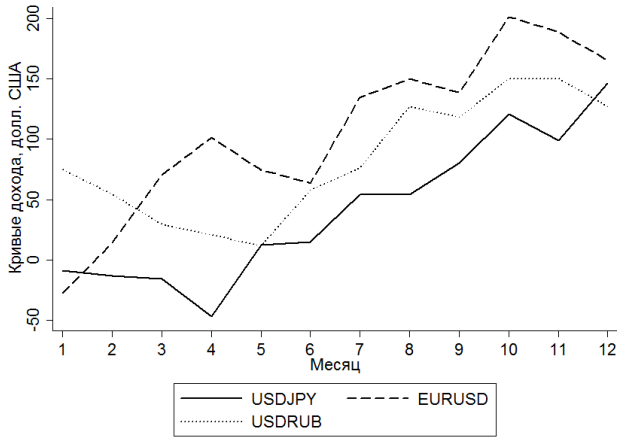

Рисунок 3.6 – Кривые дохода советника ТС3 за 2017
Источник: Составлено автором

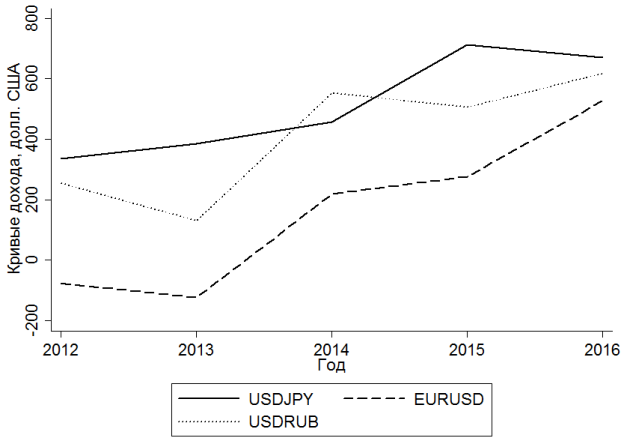

Рисунок 3.7 – Кривые дохода советника ТС3 за период с 2012 по 2016 год
Источник: Составлено автором

Полученные результаты позволяют сделать ряд следующих выводов:

1) применение описанного подхода к обучению всех построенных автоматизированных торговых систем позволило им продемонстрировать высокие годовые доходности, превышающие банковские и значительно не меняющиеся от периода к периоду;

2) для всех рассмотренных валютных пар и периодов проведения тестирования советник ТС1, основанный на предложенной в параграфе 2.2 экономико-математическую модели, позволил продемонстрировать доходности, превышающие доходности советников ТС2 и ТС3, реализующих логику использования классических инструментов технического анализа и традиционного принципа, сводящегося к тому, чтобы купить дешевле и продать дороже, соответственно. В частности, доходности советника ТС1 для валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB за 2017 год составили 29,6%, 23,8% и 18,2% соответственно, в свою очередь, среднегодовые доходности ТС1 для аналогичных пар за период предыдущих пяти лет, с 2012 по 2016 год, оказались равны 17,1%, 15,1% и 13,3% соответственно.

Применительно к рынку бинарных опционов, соответствующих рассмотренным валютным парам рынка FOREX, оценка финансовой результативности советника ТС1 была проведена исключительно в сравнении с ТС2 в силу их возможностей по реализации логики ограниченного горизонта прогнозирования, контролируемой параметром FHorizon. В отличие от данных советников ТС3 реализует описанную выше традиционную стратегию работы на финансовых рынках – «покупай дешево и продавай дорого», применение которой в рамках логики ограниченного горизонта прогнозирования является экономически нецелесообразным в соответствии с приведенной аргументацией.

Основные отличия данного тестирования для рынка бинарных опционов от проведенного ранее для рынка FOREX заключаются в следующем:

1) оптимизация советников ТС1 и ТС2 происходила с помощью целевой функции «profit factor» (прибыльность), эффективность использования которой продемонстрирована в следующем параграфе 3.2. В свою очередь, после сортировки сценариев по убыванию показателя чистой прибыли, выбор подходящих сценариев, применяемых для последующего тестирования, определялся исходя из близости величины соотношения размера чистой прибыли к максимальной просадке счета к своему минимальному значению, схожему, с точностью до ближайшего целого, для всех пяти используемых сценариев;

2) критерием финансовой результативности советников ТС1 и ТС2 являлось не значение чистой прибыли, а величина процента правильных направлений прогноза, позволяющая вычислять итоговый доход применения советника в терминах единиц используемого капитала с помощью следующей формулы:

$$E = [p \cdot x + (1 - p) \cdot (-1)] \cdot n, \tag{3.1}$$

где p представляет собой вероятность правильного направления прогноза (получения дохода), при которой брокером выплачивается премия x, представляющая собой определенный процент от начальной ставки, в свою очередь $(1 - p)$ – вероятность неверного прогноза (получения убытка), при которой ставка теряется полностью, что в представленной формуле соответствует значению (-1), n – число совершенных сделок. Во всех последующих вычислениях премия x была установлена на уровне 85% от начальной ставки, что представляет собой среднее значения для большинства существующих на настоящий момент брокеров. Таким образом, становится легко вычислить, что пороговая вероятность правильных направлений прогноза, требуемая для получения дохода после серии сделок (матожидание каждой сделки E должно быть положительным), составляет примерно 54,1% (значение округлено в большую сторону). Важно отметить, что величина x и, соответственно, все

последующие доходы советников выражаются в единицах начальной ставки, которая, в свою очередь, может представлять собой любую сумму в долларах.

Далее, на рисунках 3.8 – 3.11, приведены финансовые результаты проведения тестовых торговых операций советниками ТС1 и ТС2 на рынке бинарных опционов.

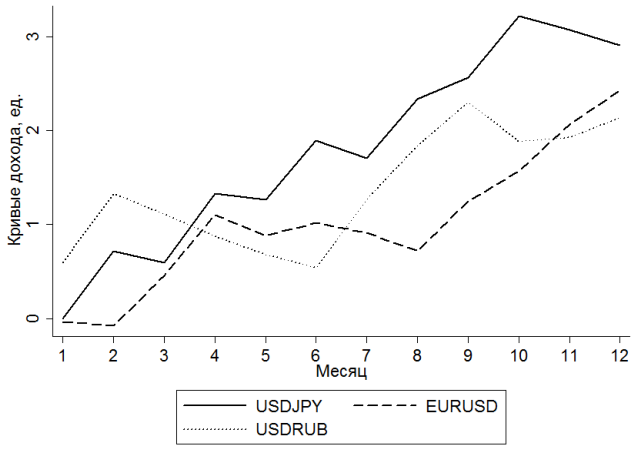

Рисунок 3.8 – Кривые дохода советника ТС1 за 2017 год
Источник: Составлено автором

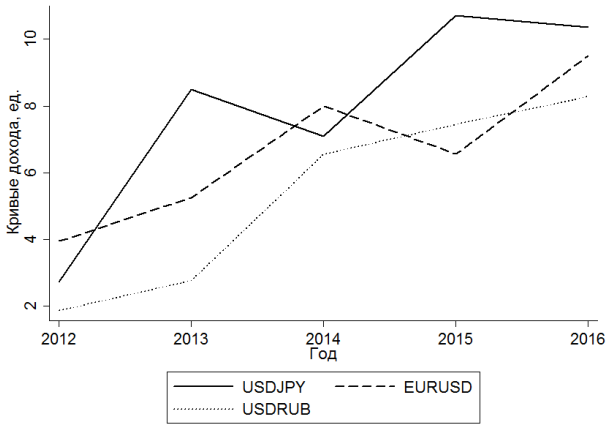

Рисунок 3.9 – Кривые дохода советника ТС1 за период с 2012 по 2016 год
Источник: Составлено автором

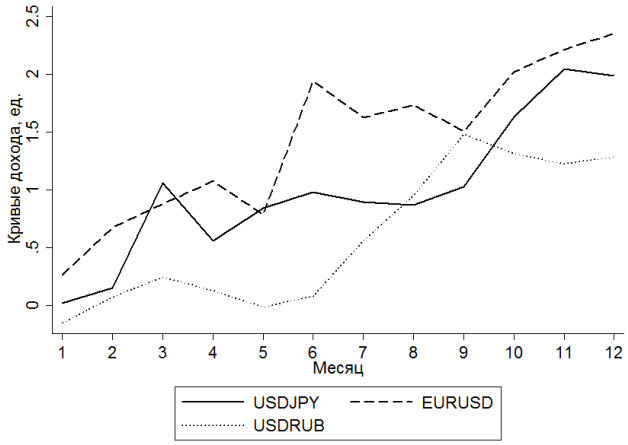

Рисунок 3.10 – Кривые дохода советник ТС2 за 2017 год
Источник: Составлено автором

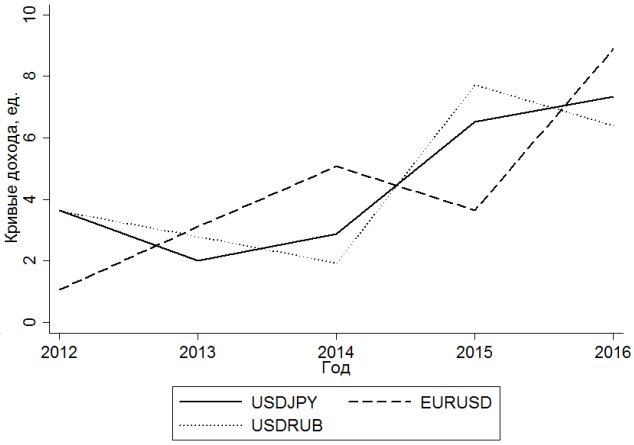

Рисунок 3.11 – Кривые дохода советника ТС2 за период с 2012 по 2016 год
Источник: Составлено автором

Полученные результаты позволяют сделать ряд следующих выводов:

1) применение описанного подхода к обучению построенных автоматизированных торговых систем ТС1 и ТС2 позволило им

продемонстрировать высокие годовые доходности, превышающие банковские и значительно не изменяющиеся от периода к периоду;

2) для всех рассмотренных валютных пар и периодов проведения тестирования советник ТС1, основанный на предложенной в параграфе 2.2 экономико-математическую модели, позволил продемонстрировать доходности, превышающие доходности советника ТС2, реализующего логику использования классических инструментов технического анализа. В частности, доходности советника ТС1 для валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB за 2017 год составили 24,3%, 20,3% и 17,9% при затраченных 12 ед. начального капитала соответственно, в свою очередь, среднегодовые доходности ТС1 для аналогичных пар за период предыдущих пяти лет, с 2012 по 2016 год, оказались равны 16,3%, 14,5% и 12,8% соответственно.

В качестве основных итогов данного параграфа необходимо отметить следующие:

1. Предложена принципиальная схема основных этапов построения вычислительной логики автоматизированных торговых систем, использующих, в частности, прогнозные экономико-математические модели регрессионного типа.

2. Были созданы три автоматизированных торговых системы ТС1, ТС2 и ТС3, реализующие соответственно прогнозную логику предложенной в параграфе 2.2 экономико-математической модели, логику использования классических инструментов технического анализа и традиционную стратегию работы на финансовых рынках, сводящуюся к тому, чтобы купить дешевле, а продать дороже. Все созданные системы были обучены с помощью наилучших способов обучения, эффективность которых, зависящая от выбора ветви в предложенной принципиальной схеме, будет показана в следующем параграфе 3.2.

3. На платформе MT4 проведено тестирование экономических возможностей систем на исторических данных валютных пар USDJPY, USDRUB и EURUSD за период с 2012 по 2017 год с использованием международного валютного рынка FOREX и смежного с ним рынка бинарных опционов.

4. Итогом тестирования является подтвержение финансовой результативности советника ТС1, основанного на предложенной в параграфе 2.2 экономико-математической модели, превышающей аналогичные результативности советников ТС2 и ТС3, реализующих классические принципы торговли на финансовых рынках.

3.2 Разработка процедур обучения автоматизированных торговых систем, обеспечивающих их наилучшую результативность

В предыдущем параграфе была проведена разработка автоматизированной системы на базе платформы MT 4, позволяющей совершать торговые операции на рассмотренном международном валютном рынке FOREX и смежном с ним рынке бинарных опционов, руководствуясь прогнозами одной из построенных в параграфе 2.2 экономико-математических моделей и используя предложенный метод первоначальной агрегации рыночных данных. Настоящий параграф посвящен разработке процедур обучения подобных систем на исторических данных, обеспечивающих наилучшую результативность их реального практического использования.

В предыдущем параграфе также была предложена принципиальная схема основных этапов построения вычислительной логики автоматизированных торговых систем на основе любых прогнозных математических моделей, в том числе регрессионного типа. Конечным итогом каждой ветви данной схемы являлся выбор горизонта прогнозирования, который, в свою очередь, определял области применения создаваемого советника в соответствии с их экономической целесообразностью. Представленный советник ТС1 был протестирован как на ограниченном, так и неограниченном горизонтах прогнозирования, выбор которых определял использование конкретного подхода к оптимизации данного

советника. Настоящий параграф посвящен определению наиболее подходящих путей оптимизации торговых советников [11, с. 107-184; 32, с. 139-146; 38, с. 119-144], на примере ТС1, позволяющих им демонстрировать наилучшие финансовые результаты в зависимости от выбора горизонта прогнозирования. Представленные далее результаты были использованы для оптимизации всех разработанных советников.

В Приложении Н приведена иллюстрация процесса запуска оптимизации советников и последующего анализа сценарного спектра, содержащего различные комбинации оптимизируемых параметров. Каждый сценарий позволяет получать на данных тестового множества результаты для следующих показателей (представленных в порядке их следования в МТ 4): «прибыль», «количество сделок», «прибыльность», «матожидание», «просадка» и «просадка в %». Среди них «прибыль», «матожидание» и «просадка» измеряются в долларах США. Данные показатели можно сортировать как по возрастанию, так и по убыванию. Для проведения оптимизации и последующего получения сценарного спектра, помимо выбора входных оптимизируемых параметров модели, также является необходимым выбор целевой функции оптимизации для генетического алгоритма МТ 4. Список данных функций проиллюстрирован в Приложении Н и состоит из следующих (написанных на английском языке согласно представлению в МТ 4): «balance» (баланс), «profit factor» (прибыльность), «expected payoff» (матожидание), «maximal drawdown» (максимальная просадка), «drawdown percent» (просадка в %) и «custom» (пользовательский). Последний параметр «custom» позволяет использовать заложенный в МТ4 генетический алгоритм для заданных пользователем критериев оптимизации, что представляет собой неограниченную область для изучения. Вследствие этого, для дальнейшего анализа будут использованы исключительно заложенные в МТ4 оригинальные целевые функции. Также, важным выбором, влияющим на качество получаемых результатов, является задание критерия направления совершаемых сделок – «позиция». Данный показатель может быть установлен как: «only long», «only

short» или «long & short», что соответствует открытию позиций только на покупку, только на продажу или на покупку и продажу одновременно.

Важнейшим критерием, влияющим на выбор принципов оптимизации, является постановка предъявляемых к советнику требований, или, другими словами, определение того, что будет являться наилучшим результатом. Для всех последующих исследований критерием качества получаемых результатов будет являться размер положительной чистой прибыли, выражаемой в долларах на неограниченном горизонте, и размер положительного дохода E (3.1) на ограниченном горизонте, получаемые советником на реальных тестовых данных, не участвующих в обучающем множестве.

Для решения задачи оптимизации советников с ограниченным горизонтом прогнозирования будут исследованы возможности советника TC1, с предварительным одновременным присвоением его параметрам CMechanism и FHorizon единичных значений так, как это проиллюстрировано в Приложении H. Так как общие принципы оптимизации не зависят от выбора финансового рынка, поэтому дальнейший анализ будет проведен на примере только валютной пары USDJPY. В качестве начальных настроек оптимизации будут установлены следующие: позиция – «long & short», целевая функция – «maximal drawdown», размер спреда – 0,01, таймфрейм – 30 минут. С принципом установки диапазона вариации оптимизируемых коэффициентов советника TC1, а также с порядком выбора целевой функции оптимизации в платформе MT4 можно ознакомиться с помощью иллюстраций в Приложении H. В качестве обучающего множества будут использованы исторические данные рынка USDJPY за три различных периода 2017 года: 10 месяцев (начиная с 1 января), 3 месяца (начиная с 1 августа) и 1 месяц (октябрь). Последующее тестирование проводилось на ноябрьских значениях USDJPY, начиная с 01.11.2017 по 30.11.2017.

После завершения процесса оптимизации получаемый сценарный спектр был последовательно отсортирован по следующим трем представляющим наибольший экономический интерес показателям: прибыль, прибыльность и

математическое ожидание. После сортировки по каждому из данных показателей были рассмотрены по 10 сценариев с отличающимися значениями прибыли. Данные сценарии были использованы для последующего применения советника TC1 на данных тестового множества. Суммарно тестирование TC1 было проведено для 30 различных сценариев, принадлежащих каждому из трех периодов обучения. Полученные результаты, представленные в Приложении П, состоят из трех таблиц, каждая из которых содержит по 10 сценариев для 3 описанных выше параметров сортировки. Сценарии, позволившие получить положительный доход E (3.2) на тестовом множестве, отсортированы по убыванию E и приведены ниже, в таблицах 3.2 – 3.4. Во всех приведенных далее таблицах, а также в тех, что вынесены в соответствующие приложения, используется величина, обозначаемая словом «баланс» и отражающая соотношение размера чистой прибыли к максимальной просадке счета. Данная величина реализованна в программных кодах всех разработанных советников, в том числе TC1, в виде выводимого в платформе MT4 пользовательского столбца сортировки сценариев и уже была отмечена ранее в параграфе 3.1.

Представленные в таблице 3.2 результаты свидетельствуют о том, что при обучении системы на десяти месяцах оказалось всего лишь шесть сценариев, позволивших получить положительный доход E на данных тестового множества.

Таблица 3.2 – Сценарии, позволившие получить положительный доход E при обучении на 10 месяцах*

Обучающее множество (01.01.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)		
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Число сделок	Верные прогнозы, %	Доход E, ед.
Прибыль	21,79	9,53	2,29	7	85,71	4,40
Прибыль	19,40	5,30	3,66	4	100,00	3,60
Прибыль	18,96	3,00	6,32	4	100,00	3,60
Прибыль	21,12	6,27	3,37	6	83,33	3,50
Прибыль	18,50	4,03	4,59	3	100,00	2,70
Прибыль	20,96	7,50	2,79	5	80,00	2,60

* Источник: Составлено автором

Таблица 3.3 – Сценарии, позволившие получить положительный доход E при обучении на 3 месяцах*

Обучающее множество (01.08.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)		
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Число сделок	Верные прогнозы, %	Доход E, ед.
Прибыль	32,39	13,66	2,37	205	53,66	4,01
Прибыль	24,69	17,26	1,43	292	53,08	2,49
Прибыльность	1,70	0,39	4,36	2	100,00	1,80
Матожидание	1,05	0,00	–	2	100,00	1,80
Матожидание	2,09	0,00	–	2	100,00	1,80
Матожидание	2,33	0,00	–	2	100,00	1,80
Матожидание	1,70	0,39	4,36	2	100,00	1,80
Прибыльность	2,53	0,25	10,12	4	75,00	1,70
Матожидание	1,28	0,00	–	1	100,00	0,90
Прибыльность	2,66	0,25	10,64	3	66,67	0,80
Прибыльность	2,58	0,25	10,32	3	66,67	0,80
Прибыльность	2,43	0,25	9,72	3	66,67	0,80
Прибыльность	2,78	0,25	11,12	5	60,00	0,70
Прибыль	32,35	7,70	4,20	53	52,83	0,20

* Источник: Составлено автором

Полученные результаты свидетельствуют о том, что при обучении системы на трех месяцах оказалось возможным увеличить число сценариев, позволивших получить положительный доход E на данных тестового множества, до 14. В свою очередь, как можно видеть из данных следующей таблицы 3.4, аналогичное обучение системы за период, равный по длительности периоду тестового множества, позволило довести число «положительных» сценариев до 19.

Таблица 3.4 – Сценарии, позволившие получить положительный доход E при обучении на 1 месяце*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)		
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Число сделок	Верные прогнозы, %	Доход E, ед.
Прибыль	11,59	8,07	1,44	267	56,18	18,00
Прибыль	13,90	5,41	2,57	285	55,44	15,21
Прибыль	9,39	6,58	1,43	280	55,36	14,52

Продолжение таблицы 3.4

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)		
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Число сделок	Верные прогнозы, %	Доход E, ед.
Прибыль	17,19	7,67	2,24	318	54,72	12,62
Матожидание	4,34	0,21	20,67	18	72,22	6,70
Прибыльность	3,62	0,18	20,11	13	76,92	6,00
Прибыльность	4,05	0,18	22,50	15	73,33	5,90
Матожидание	4,05	0,18	22,50	15	73,33	5,90
Прибыль	11,8	3,88	3,04	213	53,99	5,50
Прибыльность	2,47	0,18	13,72	10	80,00	5,20
Матожидание	2,27	0,18	12,61	10	80,00	5,20
Матожидание	2,47	0,18	13,72	10	80,00	5,20
Прибыль	9,54	8,07	1,18	205	53,66	4,01
Прибыльность	4,28	0,18	23,78	15	66,67	4,00
Матожидание	4,28	0,18	23,78	15	66,67	4,00
Прибыльность	0,83	0,05	16,60	4	100,00	3,60
Прибыльность	1,18	0,05	23,60	3	66,67	0,80
Прибыльность	2,98	0,18	16,56	9	55,56	0,50
Матожидание	2,98	0,18	16,56	9	55,56	0,50

∗ Источник: Составлено автором

Представленные результаты позволяют сделать следующие выводы:

1) с ростом объема обучающего множества относительно объема тестового множества снижается число возможных сценариев, позволяющих получить положительный доход E;

2) максимально возможный доход E принадлежит области минимальных значений баланса (вычисляется как отношение прибыли к просадке). Данное наблюдение опровергает устоявшееся мнение (в определенной среде разработчиков торговых советников) о том, что для получения большей прибыли, необходимо выбирать сценарий с максимальным значением баланса;

3) максимально возможный доход E достигается для сценариев, получаемых при сортировке по показателю «прибыль»;

4) для сценариев, отсортированных по показателю прибыли, максимально возможный доход E получается для значения баланса, следующего по возрастанию после минимального. В случае, если данное значение отличается от минимального не более чем на 0,01, то рассматривается следующий по

возрастанию баланса сценарий. В случае, если присутствуют несколько сценариев с близкими значениями баланса (отличие не более чем на 0,01), ни один из которых не является глобальным минимумом, то для получения максимального дохода E следует выбирать тот, что обладает меньшим балансом;

5) максимальное значение дохода E достигается при использовании равных по объему периодов обучения и тестирования.

Как было отмечено выше, одним из важнейших начальных параметров настройки оптимизации является выбор позиции: «only long», «only short» и «long & short», соответствующих открытию позиций только на покупку, только на продажу или на покупку и продажу одновременно. Возможность обучения советника для конкретных направлений прогноза и, соответственно, открытия позиций обладает значительным потенциалом. Действительно, традиционные регрессионные модели, в частности базовая модель (2.16) – (2.17), и основанные на них торговые советники инициируют множество неэффективных сигналов. Источником такой неэффективности является присутствие на финансовых рынках периодов с низкой волатильностью, обладающих большим количеством незначительных флуктуаций цены вокруг ее среднего значения.

Частичное решение данной проблемы представлено в параграфе 2.1, получаемое путем агрегации данных по волатильности и преобразования их к виду равного рыночного времени. Однако, проблема может возрасти, в случае обучения советника на данных, содержащих подобные периоды с большим количеством незначительных флуктуаций. Обучение советника на таких данных приведет к снижению порогового параметра tres (Параграф 2.1), что в свою очередь сделает советник чувствительным к малым колебаниям цены и, соответственно, получению большого количества неверных прогнозов. Общее решение данной проблемы может быть получено путем выбора обучающего множества, содержащего как можно меньшее количество периодов с большим количеством незначительных флуктуаций, приведения данных к виду равного

рыночного времени и выбора направлений открываемых позиций с помощью описанного выше параметра позиции.

Далее, в таблице 3.5, приведены результаты тестирования советника ТС1 с выбором открываемых позиций исключительно на покупку («only long»). Для обучения и тестирования были выбраны одинаковые периоды длиной в месяц.

Таблица 3.5 – Сценарии, позволившие получить положительный доход E при обучении на 1 месяце*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)		
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Число сделок	Верные прогнозы, %	Доход E, ед.
Прибыль	13,20	10,33	1,28	249	57,43	22,70
Прибыль	10,88	8,53	1,28	232	57,76	22,61
Прибыль	13,93	8,58	1,62	311	55,95	19,61
Прибыль	12,27	9,21	1,33	260	55,77	15,50
Прибыль	13,58	7,17	1,89	258	54,65	9,89
Прибыль	12,33	7,93	1,55	296	53,72	6,12
Прибыль	15,10	9,43	1,60	293	52,90	1,49
Прибыль	14,90	9,43	1,58	292	52,74	0,60
Прибыль	10,38	4,86	2,14	236	46,61	-27,00
Прибыль	12,35	6,14	2,01	357	48,18	-30,20

* Источник: Составлено автором

Из представленных в таблицах 3.4 и 3.5 результатов видно, что применение советника ТС1 исключительно для открытия позиций на покупку («only long») позволяет получить значительной больший доход E по сравнению с открытием позиций на покупку и продажу одновременно («long & short»). Таким образом, для получения всех последующих вычислений советник ТС1 будет использоваться для открытия позиций только на покупку, или с точки зрения применения к рынку бинарных опционов – открытия ставок на рост цены USDJPY. Графическая иллюстрация преимущества использования позиции «only long» перед «long & short» приведена на рисунке 3.12, где доход для 8 различных

сценариев оказался выше, при открытии позиций только на покупку, по сравнению с позициями на покупку и продажу одновременно.

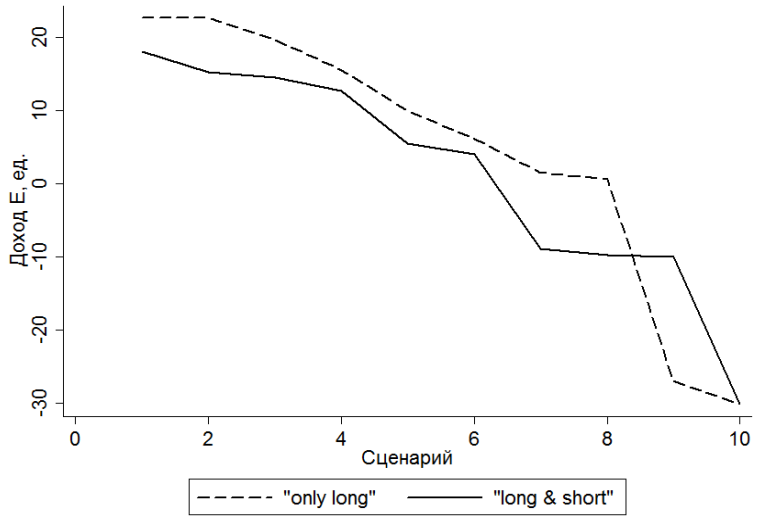

Рисунок 3.12 – Иллюстрация значений дохода E для каждого из 10 сценариев, при выборе открываемых позиций – «only long» и «long & short»

Источник: составлено автором

Следующим шагом при определении настроек, наиболее подходящих для советников с ограниченным горизонтом прогнозирования, является задача выбора целевой функции оптимизации для генетического алгоритма. Приведенные выше результаты были получены для функции «maximal drawdown» (максимальной просадки). Далее, в таблице 3.6, представлена статистика использования оставшихся четырех функций, заложенных в MT4, результаты тестирования каждой из которых вынесены в Приложение Р. Из представленных в данной таблице результатов видно, что с точки зрения получения максимального дохода E, наилучшей целевой функцией оптимизации является «profit factor» (прибыльность). Проверка проводилась для следующих настроек: позиция – «only long», спред – 0,01, таймфрейм – 30 минут, при условии использования одинаковой длительности периодов обучения и тестирования, а также описанных выше принципов выбора наилучшего сценария.

Таблица 3.6 – Результирующая статистика использования различных целевых функций оптимизации для советника ТС1 в режиме ограниченного горизонта прогнозирования*

Целевая функция	Прибыль, долл.	Число сделок	Верные прогнозы, %	Доход Е, ед.	Положительные сценарии, %
profit factor	-5,16	249	57,43	22,70	90,00
drawdown percent	-7,66	265	56,60	19,98	50,00
maximal drawdown	-10,18	260	55,77	15,50	80,00
balance	-11,36	318	54,72	12,62	30,00
expected payoff	-10,16	258	54,65	9,89	70,00

* Источник: Составлено автором

Финальным необходимым для проведения исследованием является определение размера используемого спреда. Как было описано в параграфе 3.1, данная величина задается в MT4 при совершении сделок на рынке FOREX, однако в применении к гипотетической торговлей бинарными опционам отражает возможные флуктуации цены, которые могут произойти с момента выдачи сигнала советником и моментом заключения сделки по покупке бинарного опциона на другой платформе. Будут разобраны следующие значения спреда: 0,002, 0,005, 0,01, 0,025 и 0,05, при условии минимального шага изменения курса USDJPY, равного 0,001. Далее, в таблице 3.7, приведены результаты использования советника ТС1 для различных значений спреда и при следующих условиях: позиция – «only long», таймфрейм – 30 минут, целевая цункция – «profit factor», периоды обучения и тестирования равны одному месяцу.

Таблица 3.7 – Результирующая статистика использования различных значений спреда при прогнозировании на ограниченном горизонте*

Спред	Прибыль, долл.	Число сделок	Верные прогнозы, %	Доход Е, ед.
0,002	-5,16	249	57,43	22,70
0,005	-8,87	232	55,60	13,08
0,010	-2,20	22	59,09	2,70
0,025	-6,65	17	29,41	-7,50
0,050	-4,15	9	22,22	-5,20

* Источник: Составлено автором

Из представленных результатов видно, что по мере роста спреда снижается доход E, в частности становится отрицательным для значений спреда 0,025 и 0,05. Несмотря на то, что максимальный доход E соответствует спреду 0,002, его использование может оказаться невозможным, в силу описанной выше причины наличия временного лага между получением сигнала в MT4 и заключением сделки на гипотетической платформе бинарных опционов. Таким образом, для получения адекватных результатов, имеет смысл исходить из значения спреда 0,01, что и было проделано в предыдущем параграфе 3.1.

Далее для решения задачи оптимизации советников с неограниченным горизонтом прогнозирования будут исследованы возможности советника TC1, с предварительным одновременным присвоением его параметрам CMechanism и FHorizon нулевых значений так, как это проиллюстрировано в Приложении H. В Приложении C вынесены результаты тестирования TC1, содержащие итоги применения десяти сценариев, принадлежащих каждому из трех различных параметров, отсортированных в порядке уменьшения прибыли. Обучение TC1 проводилось на трех периодах различной длительности – 10 месяцев, 3 месяца и 1 месяц, из которых только два последних периода позволили обученной системе продемонстрировать положительную прибыль в долларах США на данных тестового множества. Соответствующие сценарии для двух данных периодов приведены ниже, в таблицах 3.8 – 3.9, и отсортированы в порядке убывания полученной прибыли.

Таблица 3.8 – Сценарии, позволившие получить положительную прибыль в долларах США при обучении на 3 месяцах*

Обучающее множество (01.08.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Число сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Число сделок	Просадка, долл.
Прибыль	44,65	56	21,01	2,13	9,06	14	14,41
Прибыльность	8,29	2	10,17	0,82	6,65	2	2,60

Продолжение таблицы 3.8

Обучающее множество (01.08.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Число сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Число сделок	Просадка, долл.
Матожидание	8,86	1	10,16	0,87	6,32	1	2,94
Прибыльность	24,89	5	13,88	1,79	6,27	1	2,98
Прибыль	44,61	9	18,26	2,44	6,27	1	2,98
Прибыльность	44,61	9	18,26	2,44	6,27	1	2,98
Прибыльность	7,93	2	10,15	0,78	6,11	2	3,14
Матожидание	8,87	1	10,17	0,87	5,78	1	3,47
Прибыль	44,65	7	10,18	4,39	4,83	1	4,45
Прибыльность	44,65	7	10,18	4,39	4,83	1	4,45
Матожидание	44,65	7	10,18	4,39	4,83	1	4,45
Прибыль	38,70	23	24,05	1,61	3,71	5	5,79
Прибыль	38,28	44	14,69	2,61	3,22	5	10,67
Прибыль	38,64	42	15,80	2,45	2,18	2	2,03
Прибыль	36,63	42	14,41	2,54	0,14	10	4,55

∗ Источник: Составлено автором

Таблица 3.9 – Сценарии, позволившие получить положительную прибыль в долларах США при обучении на 1 месяце*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Число сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Число сделок	Просадка, долл.
Прибыль	21,34	49	8,52	2,50	29,28	63	3,10
Матожидание	8,77	1	6,65	1,32	6,74	1	2,51
Прибыльность	9,18	4	6,65	1,38	6,28	8	2,97
Прибыльность	8,72	2	6,65	1,31	5,04	6	4,21
Прибыль	17,60	2	9,96	1,77	3,63	1	5,64
Матожидание	17,60	2	9,96	1,77	3,63	1	5,64
Прибыльность	8,44	3	4,92	1,72	2,18	2	1,94
Матожидание	17,45	2	6,66	2,62	2,18	2	1,94
Прибыль	17,76	3	6,66	2,67	2,18	2	1,94
Прибыль	21,25	3	7,46	2,85	2,18	2	1,28
Прибыльность	16,73	5	6,66	2,51	2,16	2	0,64

∗ Источник: Составлено автором

Представленные результаты позволяют сделать следующие выводы:

1) с ростом объема обучающего множества относительно объема тестового множества снижается число возможных параметров сортировки и принадлежащих им сценариев, позволяющих получить положительную прибыль. Обучение советника в течение 10 месяцев не позволило получить положительную прибыль на данных тестового множества;

2) максимальный размер прибыли достигается для сценариев, получаемых при сортировке по показателю «прибыль»;

3) сценарии, позволяющие получить максимально возможное значение прибыли на данных тестового множества, принадлежат области средних значений баланса;

4) максимальное значение прибыли достигается при использовании равных по объему периодов обучения и тестирования.

Логика заключения сделок созданного советника TC1 в режиме неограниченного горизонта прогнозирования и с использованием вычислительного механизма «присутствия эффекта», контролируемых присвоением параметрам CMechanism и FHorizon нулевых значений, позволяет решить описанную выше проблему незначимых флуктуаций цены вокруг среднего, вызывающих возникновение большого количества ложных сигналов на покупку и продажу. Основной элемент логики принятия торговых решений советником TC1 приведен в таблице 3.1 и заключается в установке пороговых критериев (bt и st) необходимых для заключения сделок на покупку или продажу. Таким образом, эффективное использование TC1 возможно, как для позиций, открываемых только на покупку «only long», так и на покупку и продажу одновременно «long & short».

Далее, в таблице 3.10, приведена статистика использования различных целевых функций для оптимтизации советника TC1 с помощью генетического алгоритма платформы MT4. В свою очередь, результаты, представленные в данной таблице, основываются на тестировании каждой целевой функции с десятью различными сценариями. Результаты данного тестирования вынесены в

Приложение Т. Для каждой целевой функции выбор наилучшего сценария определялся с помощью описанного выше принципа близости баланса к среднему значению для всех сценариев.

Из представленных результатов видно, что максимальная прибыль достигается путем оптимизации с помощью целевой функции «expected payoff» (математическое ожидание), и уменьшается в два раза при использовании параметра «profit factor» (прибыльность).

Таблица 3.10 – Результирующая статистика эффективности использования различных целевых функций оптимтизации для советника ТС1 в режиме неограниченного горизонта прогнозирования*

Оптимизируемый параметр	Прибыль, долл.	Число сделок	Просадка, долл.	Баланс	Положительные сценарии, %
expected payoff	10,66	8	1,64	6,50	50,00
profit factor	5,14	6	2,77	1,86	60,00
maximal drawdown	2,18	2	1,94	1,12	40,00
balance	0,81	13	11,41	0,07	80,00
drawdown percent	-8,92	2	10,40	-0,86	10,00

* Источник: Составлено автором

Представленные результаты позволяют сделать вывод о том, что для обучения советников в режиме неограниченного горизонта прогнозирования, в частности ТС1, предпочтительным является использовании целевой функции оптимтизации «expected payoff» (математическое ожидание).

В качестве основных итогов данного параграфа необходимо отметить следующие:

1. Выявлены наиболее подходящие пути обучения автоматизированных торговых систем, на примере советника ТС1, позволяющие им демонстрировать наилучшие финансовые результаты в зависимости от выбора горизонта прогнозирования, используемого для принятия торговых решений.

2. Показано, что наилучшие результаты применения советника ТС1 в режиме ограниченного горизонта прогнозирования получаются при оптимизации

с помощью целевой функции «profit factor» (прибыльность) генетического алгоритма, заложенного в платформу MT4.

3. Для советника ТС1 в режиме ограниченного горизонта прогнозирования была продемонстрирована эффективность обучения и тестирования на односторонних позициях (например, только на покупку «only long»), в отличие от открытия традиционных двусторонних позиций («long & short»).

4. Показано, что наилучшие результаты применения советника ТС1 в режиме неограниченного горизонта прогнозирования получаются при оптимизации с помощью целевой функции «expected payoff» (математическое ожидание) генетического алгоритма, заложенного в платформу MT4.

5. Показано, что наилучшие результаты для советника ТС1 как в режиме ограниченного, так и неограниченного горизонта прогнозирования получаются при выборе сценария из спектра, отсортированного по убыванию получаемой прибыли. В свою очередь, поиск потенциально лучшего сценария для ТС1 в режиме ограниченного горизонта прогнозирования необходимо проводить в области минимальных значений баланса, а для режима неограниченного горизонта – в области средних.

6. Продемонстрирована предпочтительность использования одинаковых временных периодов для обучения и тестирования автоматизированных торговых систем вне зависимости от применяемого горизонта прогнозирования.

3.3 Разработка метода по повышению адаптируемости автоматизированных торговых систем к меняющимся условиям рыночной конъюнктуры

Настоящий параграф посвящен разработке метода, позволяющего повышать адаптируемость автоматизированных торговых систем к постоянно меняющимся условиям рыночной конъюнктуры на основе агрегации прогнозов математических

моделей и инструментов технического анализа. В параграфе 1.2 были приведены ссылки на источники, позволяющие убедиться в эффективности использования для прогнозирования агрегированных регрессионных моделей. Данные работы, представляя больше академический интерес, иллюстрируют значительный потенциал одновременного использования различных прогнозных моделей для реального экономического применения.

Для агрегации различных прогнозных моделей не всегда требуется задание определенных математических уравнений. Простейшей формой агрегации является использование нескольких индикаторов или несвязанных друг с другом предикторов для подтверждения того или иного прогноза направления движения финансового рынка. Иллюстрацией популярности подобного подхода является существование в сети Internet онлайн ресурсов, например, описанного в параграфе 3.1 сайта [112], предоставляющих прогнозы будущего направления движения финансового рынка на основе простого подтверждения друг друга классическими инструментами технического анализа [37, с. 246-282]. Зачастую, при создании автоматизированных торговых систем, используется именно простое подтверждение, состоящее в получении сигналов на покупку или продажу с нескольких индикаторов одновременно. Данный подход был реализован в разработанном в рамках данной работы советнике TC2, рассмотренном в параграфе 3.1, а также в другом не представленном в данной работе в силу использования в нем альтернативной прогнозной модели торговом советнике «Алгоритмический волновой торговый советник», имеющем свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ [36], приведенное в Приложении У. В практических пособиях по торговле на финансовых рынках представлено множество различных комбинаций одновременного использования существующих индикаторов. Однако, большинство данных пособий приводит «красивые» примеры, в то время как при реальном использовании подобного подхода возникает множество ситуаций, когда несколько индикаторов предоставляют ложные или хаотичные сигналы. Ложное срабатывание

одновременно нескольких индикаторов может возникать по следующим причинам: нахождение рынка в боковом движении, при котором цена может значительным образом меняться в различных направлениях, оставаясь при этом внутри определенного интервала; продолжительные периоды с низкой волатильностью и большим количеством незначительных флуктуаций цены возле среднего значения; статистические выбросы, обусловленные резкими значительными изменениями цены вследствие выхода определенных новостей, низкой торговой ликвидностью и т.д. Таким образом, преимущество от одновременного использования подтверждающих сигналы друг друга нескольких предикторов исчезает при описанных выше условиях. Возможным решением данной проблемы является введение долгосрочных индикаторов, независящих от локальной конъюнктуры рынка. Однако, в таком случае возникает противоположная проблема запаздывания, при которой сигналы о покупке или продаже будут возникать со значительной задержкой после начала направленного движения, снижая возможности заработка. Данный параграф посвящен представлению потенциального решения данной проблемы с использованием возможностей агрегации сигналов различных прогнозных индикаторов и моделей на основе регрессионного принципа.

В общем виде представляемое решение основано на агрегации нескольких прогнозов, получаемых от различных моделей, в один обобщенный прогноз и введении для него порогового принципа срабатывания [33, с. 936-939]. Похожий подход используется в традиционных моделях логистической регрессии, используемых, например, в банковском скоринге [43, с. 92-109], при котором решение о выдачи или невыдачи кредита в общем виде определяется агрегированием множества параметров клиента в одно число, представляющее собой вероятность «благонадежности» данного клиента. В случае, если значение вероятности, присвоенное конкретному клиенту, превышает заданный порог – принимается положительное решение о выдачи. Аналогичный подход возможен и

в применении к процессу принятия торговых решений на финансовом рынке, в зависимости от значений различных предикторов (индексов).

В отличие от классических скоринговых моделей, предоставляющих бинарное решение проблемы (заемщик благонадежен или нет), предлагаемый в параграфе подход позволяет получать решение, состоящее из трех возможностей – сигнал на покупку, сигнал на продажу и отсутствие сигнала. В общем виде, разработанный механизм агрегации состоит из следующих шагов:

Шаг 1: всем используемым прогнозам присваивается переменная, которая может принимать как бинарные значения (1 или -1 для сигналов на покупку и продажу соответственно), так и значения, определяемые заданной функцией от текущей величины предиктора или его исторических значений.

Шаг 2: для каждой переменной из шага 1 задается вес, меняющийся со временем и определяющий значимость данного предиктора относительно остальных. Значимость предиктора определяется его предсказательной способностью для выбранного финансового рынка.

Шаг 3: все переменные умножаются на соответствующие им веса, а полученные значения складываются. Итоговая сумма сравнивается с заданными пороговыми параметрами для покупки и продажи.

Далее пороговые значения сигналов на покупку и продажу, а также соответствующие предикторам веса представляют собой оптимизируемые параметры для любых создаваемых торговых советников.

В качестве агрегируемых предикторов могут выступать не только прогнозы традиционных регрессионных моделей временных рядов, но также и значения или торговые критерии популярных рыночных индикаторов (индексов) [37, с. 246-282]. Необходимо отметить следующие преимущества предлагаемого метода:

1) наличие зависимой от времени градации выбранных прогнозных моделей (предикторов) по их значимости и предсказательной способности. Зачастую, в определенные периоды времени, вследствие изменчивости локальной рыночной конъюнктуры, предсказательная способность как всех, так и отдельных

предикторов может меняться. В свою очередь, присвоение всем предикторам динамических весов позволяет решить данную проблему;

2) введение динамических пороговых параметров для сигналов покупки и продажи позволяет изменять чувствительность советника в зависимости от конъюнктуры выбранного рынка и других временных особенностей.

В целях демонстрации эффективности данного метода был создан дополнительный торговый советник ТС4, основанный на агрегации прогнозов модели, использованной в советнике ТС1 с прогнозами одного из технических индикаторов ТС2. Таким образом, советник ТС4 в рамках заложенной в него прогнозной логики одновременно использует разработанную и описанную в параграфе 2.2 экономико-математическую модель 1 (базовую) и один из наиболее популярных инструментов технического анализа – индикатор CCI [37, с. 253]. Полный MQL код советника ТС4 представлен в Приложении Ф, однако в целях демонстрации основных принципов предложенного метода соответствующие элементы прогнозной логики ТС4 и их MQL код приведены в таблице 3.11.

Необходимо отметить определенные особенности предложенного метода и разработанного на его основе торгового советника ТС4. Во-первых, агрегирующие коэффициенты a1, a2, a3 и a4, а также пороги агрегации st и bt, задающие критерии принятия торговых решений, являются оптимизируемыми с помощью генетического алгоритма платформы MT4. Во-вторых, как показано в таблице 3.11, варианты логики выхода из заключенной сделки советником ТС4 позволют его применение для проведения торговых операций с использованием как логики ограниченного, так и неограниченного горизонтов прогнозирования.

Таблица 3.11 – Составляющие логики ТС4, демонстрирующие основные принципы метода, и их MQL код*

Составляющие модели и элементы логики советника	Програмный код
$\gamma(Y_t^* - Y_t^k)$	ytyt=(yr1-Open[0])
$\xi(r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k)$	ryt=(max-Open[0]) / ryt=(min-Open[0])
Индикатор CCI	double CCI = iCustom(Symbol(),0,"CCI",14,0,1);

Продолжение таблицы 3.11

Составляющие модели и элементы логики советника	Програмный код
$\frac{1}{2}\frac{\partial}{\partial t}(Y_t^* + Y_{t-1}^*)$	avdyt=((yr1-yr2)+(yr3-yr4))/2;
Выбор горизонта прогнозирования	if (FHorizon==1) / if (FHorizon==0)
Прогнозы индикатора CCI	if(CCId>0) techndirection=1; if(CCId<0) techndirection=-1;
Прогнозная логика с вычислительным механизмом «присутствия эффекта»	if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt+a4*techndirection>=bt) direction=1; if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt+a4*techndirection<=bt) direction=-1;
Логика открытия сделок	if(Model()==1) CheckForOpenBuy(); else if (Model()==-1) CheckForOpenSell();

Логика закрытия сделок при ограниченном горизонте прогнозирования	if (Time[0]>=OrderOpenTime()+time){
	if (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0) CheckForCloseBuy();
	else if (CalculateCurrentOrdersSell()!=0)CheckForCloseSell();}}

Логика закрытия сделок при неограниченном горизонте прогнозирования	if (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0 && Model()==-1){
	CheckForCloseBuy(); CheckForOpenSell();}
	else if (CalculateCurrentOrdersSell()!=0 && Model()==1){
	CheckForCloseSell();CheckForOpenBuy();}}

Основные параметры, влияющие на принципы принятия решений	input int FHorizon; input int time;
Основные оптимизационные параметры	input double a1, a2, a3, a4, st, bt, tres; input int period, stoploss, takeprofit;
Функция волатильности для имплементации метода обработки данных	vol=iStdDev (NULL,0,period,0,MODE_SMA,PRICE_MEDIAN,1);

* Источник: Составлено автором

Оценка возможностей советника ТС4 была проведена на примере тестовых торговых операций на международном валютном рынке FOREX и смежном с ним рынке бинарных опционов в соответствии со следующими принципами:

1) начальный тестовый депозит для торговых операций на рынке FOREX, задаваемый в платформе MT4, был установлен на уровне 1000 долл. США. В свою очередь, используемое кредитное плечо было установлено на уровне 1:10;

2) тестовые сделки заключались в покупке и продаже на рынке FOREX рассмотренных ранее валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB, либо покупки

опционов Кол и Пут на рынке бинарных опционов, соответствующих ставкам на дальнейший рост или снижение курса данных пар;

3) данными для тестирования являлись значения рядов USDJPY, EURUSD и USDRUB с временным шагом 30 минут за период с 2012 по 2017 год;

4) значения спреда для пар USDJPY, EURUSD и USDRUB составляли 0,01, 0,0002 и 0,05 соответственно;

5) премия, выплачиваемая тестовым брокером бинарных опционов, была установлена на уровне 85% от размера начальной ставки;

6) каждая сделка на покупку или продажу на рынке FOREX осуществлялась с использованием минимально возможного лота 0,01 для каждого из пяти применяемых, предварительно полученных путем обучения ТС4 сценариев. В свою очередь, сделки на рынке бинарных опционов проводились с использованием 1/5 от единицы затрачиваемого капитала для каждого сценария;

7) оптимизация ТС4 проводилась на данных одного полного месяца (T-1) в целях его последующего применения с использованием пяти различных оптимизационных сценариев на данных тестового множества следующего месяца (T). Повторение подобной процедуры проводилось длля всех трех рассмотренных валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB за период с 2012 по 2017 год;

8) оптимизация ТС4 для его тестирования на рынке FOREX осуществлялась с использованием целевой функция «expected payoff» (математическое ожидание), в свою очередь, в целях тестирования ТС4 на рынке бинарных опционов оптимизация осуществлялась с помощью функции «profit factor» (прибыльность). С принципом установки диапазона вариации оптимизируемых коэффициентов советника ТС4 можно ознакомиться с помощью иллюстраций в Приложении Н;

9) получаемые в рамках процедуры оптимизации сценарии, содержащие различные значения агрегирующих коэффициентов a1, a2, a3, a4 и пороговых параметров агрегации st и bt, сортировались по убыванию размера чистой прибыли, выражаемой в долларах США, затем применительно к рынку FOREX из данных сценариев отбирались первые пять, обладащие одинаковой, с точностью

до ближайшего целого, величиной соотношения размера чистой прибыли к максимальной просадке счета, в свою очередь, применительно к рынку бинарных опционов отбор сценариев определялся исходя из близости данной величины к своему минимальному значению.

Далее, на рисунках 3.13 – 3.16, представлены результаты проведенного тестирования советника ТС4.

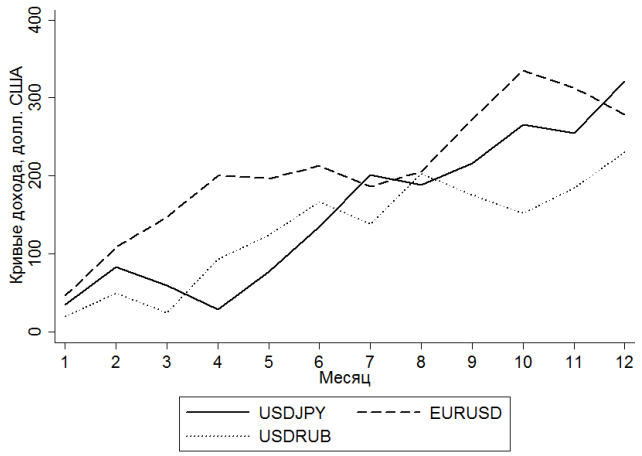

Рисунок 3.13 – Кривые дохода советника ТС4 за 2017 год (рынок FOREX)
Источник: Составлено автором

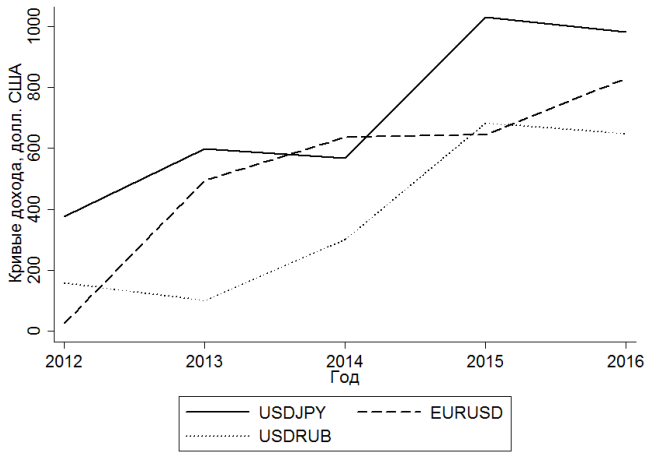

Рисунок 3.14 – Кривые дохода советника ТС4 за период с 2012 по 2016 год (рынок FOREX)
Источник: Составлено автором

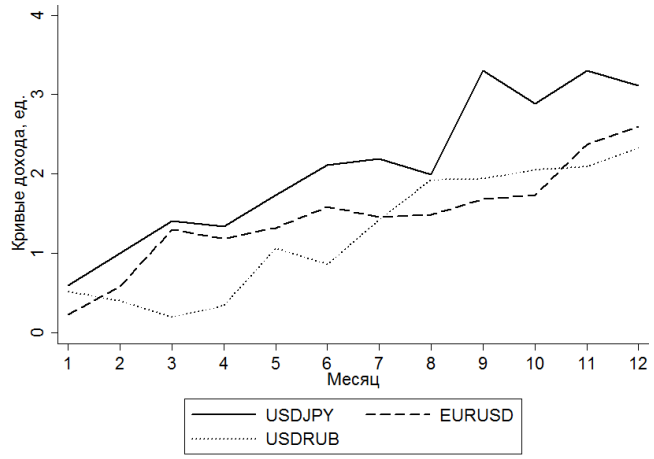

Рисунок 3.15 – Кривые дохода советника ТС4 за 2017 год (рынок бинарных опционов)
Источник: Составлено автором

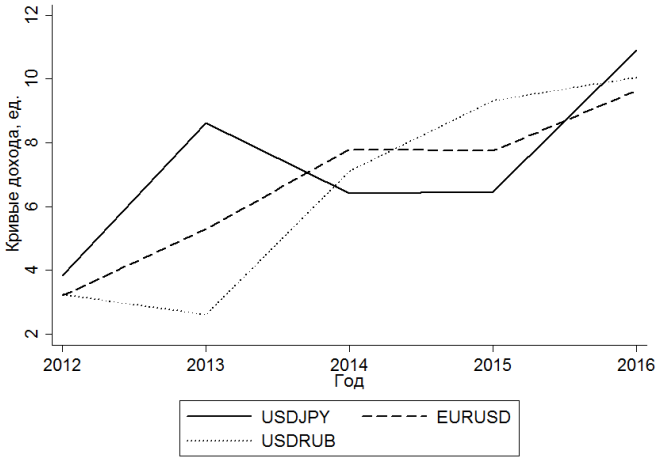

Рисунок 3.16 – Кривые дохода советника ТС4 за период с 2012 по 2016 год (рынок бинарных опционов)
Источник: Составлено автором

Из представленных результатов можно сделать ряд выводов:

1) тестовое применение советника ТС4, основанного на агрегации прогнозных моделей представленных ранее советников ТС1 и ТС2 с помощью предложенного метода, позволило продемонстрировать его эффективность для проведения торговых операций как на международном валютном рынке FOREX, так и на смежном с ним рынке бинарных опционов;

2) доходности тестовых торговых операций советника ТС4 на рынке FOREX для трех рассмотренных валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB за 2017 год составили 32,1%, 27,9% и 23,4% соответственно, в свою очередь, среднегодовые доходности на аналогичных парах за период предыдущих пяти лет, с 2012 по 2016 год, составили 19,7%, 17,2% и 13,0% соответственно;

3) доходности тестовых торговых операций советника ТС4 на смежном с рынком FOREX рынке бинарных опционов для трех рассмотренных валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB за 2017 год составили 25,9%, 21,7% и 19,4% соответственно, в свою очередь, среднегодовые доходности на аналогичных парах за период предыдущих пяти лет, с 2012 по 2016 год, составили 17,2%, 14,7%, 15,4% соответственно;

4) сравнение полученных результатов работы советников ТС1, ТС2 и ТС4, с точки зрения их финансовой результативности, оцениваемой соответствующими годовыми доходностями от проведения торговых операций как на рынке FOREX, так и на смежном с ним рынке бинарных опционов для трех рассмотренных валютных пар, позовляет убедиться в эффективности предложенного метода построения прогнозной логики автоматизированных торговых систем путем агрегации нескольких прогнозных моделей в одну с последующим подбором агрегирующих коэффициентов, а также пороговых критериев принятия торговых решений с помощью генетического алгоритма, заложенного в платформу MT4;

5) эффективность предложенного метода выразилась в более высоких среднегодовых доходностях советника ТС4 за период с 2012 по 2017 год, а также в более устойчивых траекториях роста величины исходного депозита за аналогичный промежуток времени по сравнению с советниками ТС1 и ТС2 как

для рынка FOREX, так и для рынка бинарных опционов для всех рассмотренных валютных пар.

В качестве основных итогов данного параграфа необходимо отметить следующие:

1. Предложен метод увеличения финансовой результативности автоматизированных торговых систем путем агрегации с помощью генетического алгоритма платформы MT4 различных прогнозных моделей и предикторов, использующихся в подобных системах, в целях улучшения адаптации последних к постоянно меняющимся характеристическим и конъюнктурным особенностям исследуемого финансового рынка.

2. В соответствии с предложенным методом создан торговый советник TC4, основанный на агрегации сигналов прогнозных моделей советников TC1 и TC2.

3. Финансовая результативность советника TC4, оцененная путем проведения тестовых торговых операций на рынке FOREX и смежном с ним рынке бинарных опционов для трех рассмотренных валютных пар за период с 2012 по 2017 год, оказалась выше аналогичных результативностей советников TC1 и TC2, что свидетельствует об эффективности предложенного метода, имплементированного в прогнозную логику TC4.

Выводы к главе 3

В данной главе было проведено исследование возможностей практической реализации разработанных экономико-математических моделей динамики финансового рынка в виде обучаемых автоматизированных торговых систем для популярной платформы MetaTrader 4. В качестве основных итогов необходимо отметить следующие:

1. Описаны возможности реального практического использования разработанных экономико-математических моделей с помощью обучаемых автоматизированных систем, позволяющих совершать торговые операции на финансовом рынке при минимальном участии пользователя.

2. Предложена принципиальная схема основных этапов построения вычислительной логики автоматизированных торговых систем, позволяющих реализовывать любые подходы к принятию торговых решений, в том числе с помощью экономико-математических моделей регрессионного типа.

3. Для популярной торговой платформы MetaTrader 4 разработана автоматизированная торговая система ТС1, реализующая прогнозную логику построенной экономико-математической модели и использующая предложенный метод первоначальной агрегации рыночных данных. Разработанная система ТС1 продемонстрировала финансовую результативность, превышающую результативности двух дополнительно созданных систем ТС2 и ТС3, реализующих традиционные принципы торговли на финансовых рынках.

4. Разработаны процедуры обучения автоматизированных торговых систем, на примере ТС1, состоящие в согласованном применении заложенных в MetaTrader 4 целевых функций оптимизации и способов последующего выбора подходящего сценария, содержащего значения оптимизируемых параметров системы, обеспечивающих наилучшую результативность ее использования.

5. Предложен метод повышения адаптируемости автоматизированных торговых систем к постоянно меняющимся конъюнктурным особенностям рыночной динамики на основе агрегации прогнозов математических моделей и инструментов технического анализа, использующихся в подобных системах. Реализация метода в рамках уже разработанной системы ТС1 привела к модификации последней и созданию новой системы – ТС4, обладающей финансовой результативностью, превышающей результативность ТС1 как на рассмотренном рынке FOREX, так и на смежном с ним рынке бинарных опционов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В соответствии с проведенными в работе теоретическими и прикладными исследованиями, а также решенными задачами сформулированы следующие выводы:

1. Множество особенностей финансовых рядов, осложняющих задачу их моделирования и прогнозирования, в частности нестационарность и гетероскедастичность, могут быть объяснены в рамках общей неоднородности статистических свойств рыночных процессов, которая, в свою очередь, может быть описана с помощью существующей теоретической концепции относительности скорости хода времени на финансовых рынках, суть которой состоит в том, чтобы для анализа динамики финансовых рядов использовать не традиционную шкалу астрономического времени, а специально введенную – шкалу рыночного времени, скорость хода которого отличается от астрономического и может меняться как случайным, так и периодическим образом в зависимости от количества происходящих на рынке событий, в частности поступающих новостей. Существующие в литературе исследования по теме данной концепции сводятся к представлению различных способов проведения процедуры агрегации финансовых рядов, называемой приведением их к виду равного рыночного времени и опирающейся на использование количественного показателя, иллюстрирующего объем прошедших рыночных событий и являющегося функцией объема торгов, расстояния, пройденного ценой, суммы квадратов ее приращений или астрономического времени. Однако, в работе было установлено, что все отмеченные способы агрегации позволяют увеличивать однородность статистических свойств финансового ряда исключительно путем снижения объема его данных, что, в свою очередь, приводит к потере исходной информации об определенных особенностях анализируемого процесса. Вместе с тем в работе был исследован альтернативный

способ агрегации данных по волатильности, позволивший увеличить однородность статистических свойств трех рассмотренных рядов USDJPY, EURUSD и USDRUB без значительной потери в их объемах и, следовательно, информационной составляющей соответствующих процессов. На базе данного способа агрегации был разработан метод, позволяющий максимальным образом увеличивать однородность статистических свойств финансовых рядов, при этом сохраняя информацию об их характеристических особенностях в рамках явления кластеризации волатильности. В соответствии с полученными результатами была видвинута гипотеза о возможностях применения разработанного метода в целях увеличения прогнозных способностей моделей динамики финансового рынка. Справедливость данной гипотезы была подтверждена при последующем тестировании созданных в работе экономико-математических моделей.

2. На настоящий момент можно выделить два традиционных подхода к принятию торговых решений на финансовом рынке, которые сводятся к использованию либо математических методов моделирования рыночной динамики, либо методов технического анализа. С помощью проведенного в работе анализа было установлено, что наиболее перспективным путем для достоверного описания рыночных закономерностей является построение экономико-математических моделей, одновременно использующих наработки обоих отмеченных методов. В свою очередь, на основе такого рода моделей становится возможным разработка комплексного подхода к принятию торговых решений, позволяющего реализовывать важнейшие преимущества каждого из двух традиционных подходов. В рамках поставленной в работе задачи по выработке подобного комплексного подхода, был построен ряд экономико-математических моделей динамики финансового рынка, функциональная форма которых позволяет использовать любые методы эконометрического оценивания адекватные рассматриваемым процессам, а также математически реализует методы стохастического моделирования и приемы технического анализа, синтезируя их преимущества. Построенные модели были оценены с помощью

классического фильтра Калмана, а также фильтра Калмана со встроенной нейронной сетью. Апробация моделей была проведена на исторических данных котировок трех рассмотренных валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB за 2017 год и подтвердила возможности их использования для получения достоверных прогнозов рыночной динамики, и, соответственно, принятия обоснованных торговых решений. В частности, точность прогнозов построенных моделей, измеряемая процентом правильных направлений, превысила точность прогнозов модели случайного блуждания в среднем на 10% для исходных рядов и на 18% для рядов, первоначально агрегированных с помощью предложенного метода.

3. Потенциальным путем практического использования любых создаваемых моделей динамики финансового рынка является их техническая реализация с помощью существующих инструментальных средств. Одним из наиболее популярных современных направлений такой реализации является разработка автоматиздированных торговых систем, позволяющих принимать торговые решения и проводить соответствующие операции при минимальном участии пользователя. В диссертационной работе предложена принципиальная схема основных этапов построения вычислительной логики подобных автоматизированных систем, использующих любые прогнозные модели, в том числе регрессионного типа, а также инструменты технического анализа.

В рамках поставленной в работе задачи по практической реализации построенных экономико-математических моделей для популярной торговой платформы MetaTrader 4 была создана автоматизированная система, формирующая торговые решения на основе прогнозов одной из моделей, при этом используя предложенный метод первончальной агрегации рыночных данных. Автоматизированная система была разработана с помощью заложенного в MetaTrader 4 языка программирования MQL. Соответствующий программный код системы представлен в приложении к диссертации и может быть использован любым пользователем платформы MetaTrader 4. Тестирование экономических

возможностей системы было проведено на примере международного валютного рынка FOREX и смежного с ним рынка бинарных опционов для трех рассмотренных в работе валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB за период с 2012 по 2017 год. Результаты данного тестирования продемонстрировали возможности использования системы для получения среднегодовой доходности, превышающей доходности двух дополнительно созданных систем, реализующих описанные в работе традиционные подходы к торговле, в среднем на 8%, а доходность банковских вкладов на 15%, в условиях отсутствия реинвестирования и использования половины средств начального торгового депозита.

Рекомендациями для любых заинтересованных пользователей платформы MetaTrader 4 по эффективному применению созданной автоматизированной торговой системы могут служить иллюстративные материалы и сам MQL код системы, представленные в соответствующих приложениях к работе.

4. На настоящий момент времени вопросы выработки универсальных способов и рекомендаций по обучению (оптимизации) автоматизированных торговых систем не имеют должного освещения в современных научных исследованиях. В соответствии с этим, в диссертации были разработаны процедуры обучения подобных систем, на примере созданной, состоящие в согласованном применении заложенных в платформу MetaTrader 4 целевых функций оптимизации генетическим алгоритмом и способов последующего выбора подходящего сценария, содержащего значения оптимизируемых параметров обучаемой системы, обеспечивающих наилучшую результативность ее реального практического использования.

5. Популярным подходом по одновременному использованию различных предикторов (моделей или инструментов технического анализа), применяемым на практике при разработке логики автоматизированных торговых систем, как правило, является их простое подтверждение сигналов друг друга. Однако, подобное простое подтверждение обладает рядом серьезных недостатков, описанных в работе и состоящих в различной степени зависимости

чувствительности объединяемых предикторов от постоянно меняющихся конъюнктурных особенностей рыночной динамики. В рамках поставленной в работе задачи по выработке подхода, позволяющего снижать отрицательное влияние подобной чувствительности используемых в автоматизированных торговых системах предикторов, был предложен метод агрегации их прогнозов с помощью генетического алгоритма платформы MetaTrader 4, позволяющий увеличивать финансовую результативность соответствующих систем путем повышения их адаптируемости к любым изменениям рыночной динамики. Предложенный метод был реализован в дополнительно созданной автоматизированной торговой системе, использующей агрегацию прогнозов одной из построенных в работе экономико-математических моделей с одним из наиболее популярных инструментов технического анализа. Апробация системы была проведена на исторических данных международного валютного рынка FOREX и смежного с ним рынка бинарных опционов для рассмотренных валютных пар USDJPY, EURUSD и USDRUB за период с 2012 по 2017 год и позволила продемонстрировать ее значительную финансовую результативность и, соответственно, эффективность предложенного метода.

6. Потенциальным направлением проведения дальнейших научных исследований по тематике настоящей работы является разработка автоматизированных торговых систем, базирующихся на имитационных экономико-математических моделях, синтезирующих преимущества любых методов прогнозирования рыночной динамики и соответствующих подходов к принятию торговых решений на основе принципа марковских цепей, что позволило бы отойти от необходимости ручного переобучения этих систем, сделав их самообучаемыми.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Айвазян, С. А. Прикладная статистика и основы эконометрики: Учебник для вузов / С. А. Айвазян, В. С. Мхитарян. – М. : ЮНИТИ, 1998. – 1030 с.

2. Бокс, Д. Ж. Анализ временных рядов, прогноз и управление / Д. Ж. Бокс, Г. Дженкинс. – М. : Мир, 1974. – 197 с.

3. Вайсман, Р. Механические торговые системы. Психология трейдинга и технический анализ / Р. Вайсман. – М. : Альпина Паблишер, 2011. – 229 с.

4. Видов, П. В. Аналитические представления негауссовых законов случайных блужданий / П. В. Видов, М. Ю. Романовский // Труды Института общей физики им. А.М. Прохорова. – 2009. – т. 65. – С. 3-19.

5. Видов, П. В. Неклассические случайные блуждания и феноменология флуктуаций доходности ценных бумаг на фондовом рынке / П. В. Видов, М. Ю. Романовский // УФН. – 2011. – т. 181. – № 7 – С. 774-778.

6. Выскребцов В. Г. О возможности найти общее решений уравнений Навье-Стокса / В. Г. Выскребцов // Известия МГТУ «МАМИ». – 2012. – т. 2. – № 2(14). – С. 270-276.

7. Гисин, В. Б. Агентно-ориентированные модели фондового рынка / В. Б. Гисин, А. Б. Шаповал, Е. П. Лунева // Вестник Финансового университета. – 2008. – № 4. – С. 57-67.

8. Голембиовский Д. Ю. Моделирование динамики фьючерсных цен на индексы РТС и ММВБ / Д. Ю. Голембиовский, Д. В. Денисов, А. С. Петровых // Вестник Московского университета. Серия 15: Вычислительная математика и кибернетика. 2016. – № 4. – С. 25-33.

9. Давнис, В. В. Альтернативное агрегирование ряда цен в соответствии с концепцией рыночного времени / В. В. Давнис, И. М. Боровиков // Современная экономика проблемы и решения. – 2011. – № 12 (24). – С. 179-186.

10. Дубовиков, М. М. Размерность минимального покрытия и локальный анализ фрактальных временных рядов / М. М. Дубовиков, А. В. Крянев, Н. В. Старченко // Вестник РУДН. – 2004. – т. 3. – № 1. – С. 81-95.

11. Израйлевич, С. В. Опционы. Разработка, оптимизация и тестирование торговых стратегий / С. В. Израйлевич, В. Я. Цудикман. – М. : Альпина Паблишер, 2018. – 340 с.

12. Лебедева, Т. С. Стохастическая динамика цен в модели финансового рынка с шумовыми агентами различных типов / Т. С. Лебедева // Научный журнал КубГАУ. – 2015. – т. 10. – № 114. – С. 1489-1501.

13. Как инвестировать? [Электронный ресурс] – Режим доступа: http://kak-investirovat.ru/pokupaj-deshevo-prodavaj-dorogo/ (дата обращения – 19.09.2018).

14. Караев, А. К. Агентно ориентированное моделирование как основа изучения особенностей поведения финансового рынка / А. К. Караев, М. В. Мельничук // Финансы и кредит. – 2010. – № 38. – С. 1-10.

15. Ковел, М. Биржевая торговля по трендам. Как заработать, наблюдая тенденции рынка / М. Ковел. – Спб. : Издательство Питер, 2009. – 352 с.

16. Колмогоров, А. Н. Математические модели турбулентного движения несжимаемой вязкой жидкости / А. Н. Колмогоров // Успехи Математических Наук. – 2004. – т. 59. – № 1. – С. 5–10.

17. Колмогоров, А. Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения / А. Н. Колмогоров // Доклад АН СССР. – 1957. – т. 114, № 5. – С. 953-956.

18. Лебо, Ч. Компьютерный анализ фьючерсных рынков / Ч. Лебо Д.В. Лукас. – М. : Издательский Дом «Альпина», 1998. – 304 с.

19. Лукашин, Ю. П. Статистические методы изучения фондового рынка / Ю. П. Лукашин // Вопросы статистики. – 1995. – № 7. – С. 14-21.

20. Магазин торговых роботов, технических индикаторов [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://www.mql5.com/ru/market (дата обращения – 19.09.2018).

21. Магнус, Я. Р. Эконометрика. Начальный курс: Учебник / Я. Р. Магнус, П. К. Катышев, А. А. Пересецкий. – М. : Дело, 2001. – 575 с.

22. Малинецкий, Г. Г. Парадигма самоорганизованной критичности. Иерархия моделей и пределы предсказуемости / Г. Г. Малинецкий, А. В. Подлазов // Изв. ВУЗов. Прикладная нелинейная динамика. – 1997. – т. 5. – № 5. – С. 89-106.

23. Мантенья Р. Н. Введение в эконофизику. Корреляции и сложность в финансах / Р. Н. Мантенья, Х. Ю. Стенли // Перевод с английского В. И. Гусева, С. В. Малахова, А. И. Митуса под редакцией В. Я. Габескирия – М.: , 2007. – 188 с.

24. Марков А. А. Об одном применении статистического метода. // Известия Императорской Академии наук. – 1916. – Сер. 6. – т. 10. – № 4. – С. 239-242.

25. Моисеев, Н. А. Метод разложения Тейлора для улучшения прогнозной силы регрессионных моделей / Н. А. Моисеев // Экономический журнал. – 2014. – т. 35. – № 3. – С. 51-58.

26. Мусин, А. Р. Проблема нестационарности временных рядов при построении эконометрических моделей на данных финансового рынка / А. Р. Мусин // Научные исследования и разработки молодых ученых: сборник материалов XV Международной молодежной научно-практической конференции (7 декабря, 2016 г) – Новосибирск : «НГТУ», 2016. – № 15. – С. 158-165.

27. Мусин, А. Р. Использования фильтра Калмана для построения прогнозных моделей на данных финансового рынка / А. Р. Мусин // Прикладные статистические исследования и бизнес-аналитика: сборник материалов II Международной научной конференции (12-20 декабря 2016 г.) – М. : «РЭУ им. Г.В. Плеханова», 2016. – С. 175-178.

28. Мусин, А. Р. Исследование путей улучшения прогнозных способностей моделей временных рядов финансового рынка / А. Р. Мусин // Статистические

методы исследования социально-экономических и экологических систем региона: материалы I Международной научно-практической конференции (26-27 октября 2017 г.) – Тамбов : «ТГТУ»,2017. – С. 306-309.

29. Мусин, А. Р. Методика приведения временных рядов к виду равного рыночного времени для построения прогнозных моделей на финансовом рынке / А. Р. Мусин // Экономика и предпринимательство. – 2017. – № 12. – ч. 3. – С. 625-630.

30. Мусин, А. Р. Сравнение качества прогнозных моделей валютного рынка с применением Калмановской фильтрации и традиционных моделей временных рядов / А. Р. Мусин // Интернет-журнал Науковедение. – 2017. – т. 9. – № 3. – С. 1-11.

31. Мусин, А. Р. Экономико-математическая модель прогнозирования динамики финансового рынка / А. Р. Мусин // Статистика и Экономика. – 2018. – т. 15. – № 4. – С. 61-69.

32. Мусин, А. Р. Пути обучения автоматизированных торговых систем финансового рынка / А. Р. Мусин // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2018. – т. 3 (81). – № 9. – С. 139-146.

33. Мусин, А. Р. Метод увеличения эффективности автоматизированных торговых систем на основе агрегации прогнозных моделей финансового рынка / А. Р. Мусин // Экономика и предпринимательство. – 2018. – № 9. – С. 936-939.

34. Мусин, А. Р. Применения теории турбулентного состояния жидкостей и газов для описания и прогнозирования динамики финансового рынка / А. Р. Мусин // Интеллект. Инновации. Инвестиции. – 2017. – № 9. – С. 35-39.

35. Мусин, А. Р. Применение математической модели турбулентного движение жидкости для прогнозирования значений обменных курсов / А. Р. Мусин // Азимут научных исследований: экономика и управление. – 2017. – т. 6. – № 2 (19). – С. 200-203.

36. Мусин, А. Р. Алгоритмический волновой торговый советник / А. Р. Мусин, А. С. Сорокин // Свидетельство о государственной регистрации

программы для ЭВМ № 2018610604. Зарегистрировано в реестре программ для ЭВМ 12 января 2018 г.

37. Мэрфи, Д. Технический анализ фьючерсных рынков: теория и практика / Д. Мэрфи. – М. : Сокол, 1996. – 592 с.

38. Пардо, Р. Разработка, тестирование и оптимизация торговых систем для биржевого трейдера / Р. Пардо. – М. : Минакс, 2002. – 217 с.

39. Пирожков, В. Г. Применение уравнения Фоккера-Планка при изучении финансовых рынков / В. Г. Пирожков, О. О. Рошка, Т. С. Алероев // Вестник МГСУ. – 2017. – т. 12. – № 7. – С. 809-821.

40. Прохоров, Ю. В. Теория вероятностей: Основные понятия. Предельные теоремы. Случайные процессы. – 3-е изд. / Ю. В. Прохоров, Ю. А. Розанов. – М. : Наука, 1967. – 498 с.

41. Романовский, М. Ю. Введение в эконофизику. Статистические и динамические модели / М. Ю. Романовский, Ю. М. Романовский. – М.; Ижевск : Ин-т компьютер. исслед., 2012. – 338 с.

42. Сорокин, А. С., Мусин А. Р. К вопросу применения фильтра Калмана в эконометрических моделях / А. С. Сорокин, А. Р. Мусин // Научно-аналитический журнал Наука и практика Российского экономического университета им. Г.В. Плеханова. – 2017. – № 1 (25). – С. 71-76.

43. Сорокин С. В. Использование нейросетевых моделей в поведенческом скоринге / С. В. Сорокин, А. С. Сорокин // Прикладная информатика. – 2015. – т. 10. – № 2 (56). – С. 92-109.

44. Сотников, А. Н. Моделирование динамики и прогнозирование цены отдельного вида продукции / А. Н. Сотников // Вопросы статистики. – 2002. – № 6. – С. 76-79.

45. Станик, Н. А. Цикличность экономики и финансовые кризисы / Н. А. Станик // Финансовая аналитика: проблемы и решения. – 2012. – № 31 (121). – С. 37-46.

46. Твардовский, В. В. Секреты биржевой торговли: торговля акциями на фондовых биржах / В. В. Твардовский, С. В. Паршиков. – 7-е изд. – М. : Альпина Паблишерз, 2010. – 551 с.

47. Тихомиров, Н. П. Эконометрика: Учебник / Н. П. Тихомиров, Е. Ю. Дорохина. – М. : Издательство «Экзамен», 2003. – 512 с.

48. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание / С. Хайкин. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

49. Цыпин, А. П. Статистические пакеты программ в социально-экономических исследованиях / Цыпин А. П., Сорокин А. С. // Азимут научных исследований: экономика и управление. – 2016. – т. 5. – № 4 (17). – С. 379-384.

50. Цыпин, А. П. Информационные технологии при проведении экономико-статистических исследований на основе исторических временных рядов / А. П. Цыпин, А. С. Сорокин // Азимут научных исследований: экономика и управление. – 2017. – т. 6. – № 2 (19). – С. 299-302.

51. Чеботарев, Ю. А. Торговые роботы на российском фондовом рынке / Ю. А. Чеботарев. – М. : Омега-Л, 2006. – 136 с.

52. Ширяев, А. Н. О некоторых понятиях и стохастических моделях финансовой математики / А. Н. Ширяев // Теория вероятностей и ее применение. – 1994. – т. 39. – № 1. – С. 5-22.

53. Шумков, Е. А. Структуры механических торговых систем / Е. А. Шумков. – М. : Издательский дом Университета «Синергия», 2012. – 10 с.

54. Akaike, H. Covariance matrix computation of the state variable of a stationary Gaussian process / H. Akaike // Annals of the Institute of Statistical Mathematics. – 1978. – Vol. 30. – No. 3. – P. 499-504.

55. Akerlof, G. A. Animal Spirits. How Human Psychology Drives the Economy, and Why It Matters for Global Capitalism / G. A. Akerlof, R. J. Shiller. – NJ : Princeton University Press, 2009. – 261 p.

56. Andersen, T. G. Intraday periodicity and volatility persistence in financial markets / T. G. Andersen, T. J. Bollerslev // Empirical Finance. – 1997. – Vol. 4. – No. 2. – P. 115–158.

57. Ataullah, A. A wave function for stock market returns / A. Ataullah, I. Davidson, M. Tippett // Physica A : Statistical Mechanics and its Applications. – 2009. – Vol. 388. – No. 4. – P. 455-461.

58. Athans, M. The Importance of Kalman Filtering Methods for Economic System / M. Athans // Annals of Economics and Social Measurements. – 1974. – Vol. 3. – No. 1. – P. 49-74.

59. Ball, R. An Empirical Evaluation of Accounting Income Numbers / R. Ball, P. Brown // Journal of Accounting Research. – 1968. – Vol. 6. – No. 2. – P. 159 – 178.

60. Baxter, M. Measuring business cycles: Approximate band-pass filters for economic time series / M. Baxter, R. G. King // The Review of Economics and Statistics. – 1999. – Vol. 81. – No. 4 – P. 575-593.

61. Bera, A. K. ARCH Models: Properties, Estimation and Testing / A. K. Bera, M. L. Higgins // Journal of Economic Surveys. – 1993. – Vol. 7. – No. 4. – P. 307-366.

62. Bernard, V. L. Evidence that stock prices do not fully reflect the implications of current earnings for future earnings / V. L. Bernard, J. K. Thomas // Journal of Accounting and Economics. – 1990. – Vol. 13. – No. 4. – P. 305-340.

63. Beran, J. Statistical methods for data with long range dependence / J. Beran // Statistical Science. – 1992. – Vol. 7. – No. 4. – P. 404-416.

64. Bianchi, A. Estimation and prediction of a nonlinear model for price herding / A. Bianch, V. Capasso, D. Morale // Complex Models and Intensive Computational Methods for Estimation and Prediction. – 2005. – Vol. 7. – P. 365-370.

65. Bikhchandani, S. Herd Behavior in Financial Markets / S. Bikhchandani, S. Sharma // IMF Staff Papers. – 2001. – Vol. 47. – No. 3. – P. 279-310.

66. Binary Option Definition [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://www.investopedia.com/terms/b/binary – option.asp (дата обращения – 29.01.2018).

67. Bissoondeeal, R. K. Forecasting exchange rates with linear and nonlinear models / K. R. Bissoondeeal, J. M. Binner // Global Business and Economics Review. – 2008. – Vol. 10. – No. 4. – P. 414-429.

68. Black, F. The Pricing of Options and Corporate Liabilities/ F. Black, M. Scholes // Journal of Political Economy. – 1973. – Vol. 81. – No. 3. – P. 637-654.

69. Bolland, P. J. A constrained neural network kalman filter for price estimation in high frequency financial data / P. J. Bolland, J. Connor // International Journal of Neural Systems. – 1997. – Vol. 8. – No. 4. – P. 399-415.

70. Bollerslev, T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity / T. Bollerslev // Journal of Econometrics. – 1986. – Vol. 31. – No. 3. – P. 307-327.

71. Boswijk, P. Behavioral heterogeneity in stock prices / P. Boswijk, C. Hommes, S. Manzan // Journal of Economic Dynamics and Control. – 2007. – Vol. 31. – No. 6. – P. 1938-1970.

72. Bouchaud, J. P. Power laws in economics and finance / J. P. Bouchaud // Quantitative Finance. – 2001. – Vol. 1. – No. 1. – P. 105–112.

73. Bouchaud, J. P. The leverage effect in financial markets: retarded volatility and market panic / J. P. Bouchaud, A. Matacz, M. Potters // Physical Review Letters. – 2001. – Vol. 87. – No. 22. – P. 87–90.

74. Brock, W. Heterogeneous beliefs and routes to chaos in a simple asset pricing model / W. Brock, C. Hommes // Journal of Economic Dynamics Control. – 1998. – Vol. 22. – No. 8. – P. 1235-1274.

75. Butterworth, S. On the Theory of Filter Amplifiers / S. Butterworth // Experimental Wireless and the Wireless Engineer. – 1930. – Vol. 7. – P. 536-541.

76. Chan, E. P. Quantitative Trading: How to Build Your Own Algorithmic Trading Business / E. P. Chan. – NJ : Wiley, 2008. – 204 p.

77. Cheung, Y. W. Practitioner's Corner: Lag Order and Critical Values of a Modified Dickey-Fuller Test / Y. W. Cheung, S. L. Kon // Oxford Bulletin of Economics and Statistics. – 1995. – Vol. 57. – No. 3. – P. 411-419.

78. Cheung, Y. W. Currency traders and exchange rate dynamics. A survey of the U.S. market / Y. W. Cheung, M. D. Chinn // Journal of International Money and Finance. – 2001. – Vol. 20. – No. 4. – P. 439–471.

79. Chowdhury, M. The relation between aggregate insider transaction and stock market returns / M. Chowdhury, J. S. Howe, J. Lin // The Journal of Financial and Quantitative Analysis. – 1993. – Vol. 28. – No. 3. – P. 431-437.

80. Christiano, L. J. The band pass filter / L. J. Christiano, T. J. Fitzgerald // International Economic Review. – 2003. – Vol. 44. – No. 2. – P. 435-465.

81. Conlan, C. Automated Trading with R: Quantitative Research and Platform Development / C. Conlan. – NY : Apress, 2016. – 217 p.

82. Cont, R. Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues / R. Cont // Quantitative Finance. – 2001. – Vol. 1. – No. 2. – P. 223–236.

83. Couzin, I. D. Eective leadership and decision-making in animal groups on the move / I. D. Couzin, J. Krause, N. R. Franks, S. A. Levin // Nature. – 2005. – Vol. 433. – No. 7025. – P. 513-516.

84. Cowles, A. Stock market forecasting / A. Cowles // Econometrica. – 1944. – Vol. 12. – No. 3. – P. 206-214.

85. Davey K. J. Building Winning Algorithmic Trading Systems / K.J. Davey. – NY. : Wiley, 2014. – 284 p.

86. De Jong, P. The likelihood for a state space model / P. De Jong // Biometrika. – 1988. – Vol. 75. – No. 1. – P. 165-169.

87. De Jong, P. The Diffuse Kalman Filter / P. De Jong // The Annals of Statistics. – 1991. – Vol. 19. – No. 2. – P. 1073-1083.

88. Ding, Z. Modeling volatility persistence of speculative returns: a new approach / Z. Ding, C. Granger // Journal of Econometrics. – 1996. – Vol. 73. – P. 185-215.

89. Dickey, D. A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root / D. A. Dickey, W. A. Fuller // Journal of the American Statistical Association. – 1979. – Vol. 74. – No. 366. – P. 427-431.

90. Donier, J. A fully consistent, minimal model for non – linear market impact / J. Donier, J. F. Bonart, I. Mastromatteo, J. P. Bouchaud // Quantitative Finance. – 2015. – Vol. 15. – No. 7. – P. 1109-1121.

91. Durenard, E. A. Professional Automated Trading: Theory and Practice / E. A. Durenard. – NJ : Wiley, 2013. – 382 p.

92. Durrett, R. The importance of being discrete (and spatial) / R. Durrett, S. A. Levin // Theoretical Population Biology. – 1994. – Vol. 46. – P. 363-394.

93. Durbin, J. A simple and efficient simulation smoother for state space time series analysis / J. Durbin, S. J. Koopman // Biometrika. – 2002. – Vol. 89. – No. 3. – P. 603-615.

94. Einicke, G. A. Robust Extended Kalman Filtering / G. A. Einicke, L. B. White // IEEE Trans. Signal Processing. – 1999. – Vol. 47. – No. 9. – P. 2596-2599.

95. Elliott R. N. Elliot's Masterworks: the Definitive Collection / R. N. Elliott. – Gainesville : New Classics Library, 2004. – 312 p.

96. Engle, R. F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom inflation / R. F. Engle // Econometrica. – 1982. – Vol. 50. – No. 4. – P. 987-1007.

97. Fama, E. The behavior of stock market prices / E. Fama // Business. – 1965. – Vol. 38. – No. 1. – P. 34 – 105.

98. Fama, E. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work / E. Fama // Journal of Finance. – 1970. – Vol. 25. – No. 2. – P. 383-417.

99. Financial Brownian Particle in the Layered Order-Book Fluid and Fluctuation-Dissipation Relations / Y. Yura, H. Takayasu, D. Sornette, M. Takayasu // Physical Review Letters. – 2014. – Vol. 112. – No. 9. – P. 1-5.

100. Frankel, J. A. Chartists, Fundamentalists, and Trading in the Foreign Exchange Market / J. A. Frankel, K. A. Froot // The American Economic Review. – 1990. – Vol. 80. – No. 2. – P. 181-185.

101. Goldberg, D. E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning / D. E. Goldberg. – Boston, MA : Addison-Wesley, 1989. – 432 p.

102. Gorr, W. L. Comparative study of artificial neural network and statistical models for predicting student grade point averages / W. L. Gorr, D. Nagin, J. Szcypula // International Journal of Forecasting. – 1994. – Vol. 10. – P. 17-34.

103. Granger, C.W. J. Spectral analysis of New York stock market prices / C.W. J. Granger, O. Morgenstem // Kyklos . – 1963. – Vol. 16. – No. 1. – P. 1-27.

104. Grossman, S. J. On the impossibility of informationally efficient markets / S. J. Grossman, J. E. Stiglitz // The American Economic Review. – 1980. – Vol. 70. – No. 3. – P. 393-408.

105. Gustafsson, F. Some Relations Between Extended and Unscented Kalman Filters / F. Gustafsson, G. Hendeby // IEEE Transactions on Signal Processing. – 2012. – Vol. 60. – No. 2. – P. 545–555.

106. Harvey, A. C. Estimating missing observations in economic time series / A. C. Harvey, R. G. Pierse // Journal of the American Statistical Association. – 1984. – Vol. 79. – No. 385. – P. 125-131.

107. Harvey, C. R. Volatility in the Foreign Currency Futures Markets / C. R. Harvey, R. D. Huang // Review of Financial Studies. – 1991. – Vol. 4. – No. 3. – P. 543-569.

108. Hecht-Nielsen, R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem / R. Hecht-Nielsen // IEEE First Annual Int. Conf. on Neural Networks. – San Diego, 1987. – Vol. 3. – P. 11-14.

109. Hodrick, R. Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation / R. Hodrick, E.C. Prescott // Journal of Money, Credit, and Banking. – 1997. – Vol. 29. – No. 1. – P. 7-16.

110. Hornik, K. Multilayer feed-forward networks are universal approximators / K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White // Neural Networks. – 1989. – Vol. 2. – No. 5. – P. 359-366.

111. Hull, J. Options, Futures, and Other Derivatives, 7th ed. / J. Hull. – Upper Saddle River, N.J. : Pearson/Prentice Hall, 2006. – 814 p.

112. Investing.com – Stock Market Quotes & Financial News [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://www.investing.com/ (дата обращения – 19.09.2018).

113. Jablonska, M. Multi-agent stochastic simulation for the electricity spot market price / M. Jablonska, T. Kauranne // Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems. – 2011. – Vol. 652. – P. 3-14.

114. Jain, P. C. The dependence between hourly prices and trading volume / P. C. Jain, G. H. Joh // Financial Quantitative Anal. – 1998. – Vol. 23. – P. 269-284.

115. Jansen, D. W. On the frequency of large stock returns: putting booms and busts into perspective / D. W. Jansen, C. G. de Vries // Rev. Economics Statistics. – 1991. – Vol. 73. – P. 18-24.

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

117. Julier, S. J. Unscented filtering and nonlinear estimation / S. J. Julier, J.K. Uhlmann // Proceedings of the IEEE. – 2004. – Vol. 92. – No.3. – P. 401-422.

118. Kac, M. Random Walk and the Theory of Brownian Motion / M. Kac // The American Mathematical Monthly. – 1947. – Vol. 54. – No. 7. – P. 369-391.

119. Kalman, R. E. New results in linear filtering and prediction theory / R. E. Kalman, R. S. Bucy // Trans. ASME Journal of Basic Engineering. – 1961. – Vol. 83. – No. 1 – P. 95-108.

120. Kalman, R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems / R. E. Kalman // Trans. ASME, Journal of Basic Engineering. – 1960. – Vol. 82. – No. 1. – P. 35-45.

121. Kanas, A. Non-linear forecasts of stock returns / A. Kanas // Journal of Forecasting. – 2003. – Vol. 22. – No. 4. – P. 299-315.

122. Keim, D. Size-Related Anomalies and Stock Return Seasonality: Further Empirical Evidence / D. Keim // Journal of Financial Economics. – 1983. – Vol. 12. – No. 1. – P. 13-32.

123. Kemp, A. G. The random walk hypothesis and the recent behaviour of equity prices in Britain / A. G. Kemp, G. C. Reid // Economica. – 1971. – Vol. 38. – No. 149. – P. 28-51.

124. Kendall, M. G. The analysis of economic time – series – Part I: Prices / M. G. Kendall // Journal of the Royal Statistical Society. – 1953. – Vol. 96. – P. 11-25.

125. Khrennikov, A. Financial Heat Machine: Coupling with the Present Financial Crises / A. Khrennikov // Wilmott. – 2012. – Vol. 57. – P. 32-45.

126. Kitagawa, G. A nonstationary time series model and its fitting by a recursive filter / G. Kitagawa // Journal of Time Series Analvsis. – 1981. – Vol. 2. – No. 2. – P. 103-116.

127. Kling, A. Animal Spirits / A. Kling //The Independent Review. – 2009. – Vol. 14. – No. 1. – P. 135-140.

128. Kohn, R. Efficient Estimation and Prediction in Time Series Regression Models / R. Kohn, C. F. Ansley // Biometrika. – 1985. – Vol. 72. – P. 694-697.

129. Kohn, R. Estimation, prediction, and interpolation for ARIMA models with missing data / R. Kohn, C. F. Ansley // Journal of the American Statistical Association. – 1986. – Vol. 81. – No. 395. – P. 751-761.

130. Kohn, R. Signal extraction for finite nonstationary time series / R. Kohn, C. F. Ansley // Biometrika. – 1987. – Vol. 74. – No. 2. – P. 411-421.

131. Konak, F. The Efficiency of Developed Markets: Empirical Evidence from FTSE 100 / F. Konak, Y. Seker // Journal of Advanced Management Science. – 2014. – Vol. 2. – No. 1. – P. 29-32.

132. Koutmos, G. Modeling interest rate volatility: an extended EGARCH approach / G. Koutmos // Managerial Finance. – 2012. – Vol. 38. – No. 6. – P. 628-635.

133. Kuan, C. M. Forecasting exchange rates using feedforward and recurrent neural networks / C. M. Kuan, T. Liu // Journal of Applied Econometrics. – 1995. – Vol. 10. – No. 4. – P. 347-364.

134. Levy, M. Microscopic simulation of the stock market – the effect of microscopic diversity / M. Levy, H. Levy, S. Solomon // Journal de Physique. – 1995. – Vol. 5. – No. 8. – P. 1087-1107.

135. Lo, A. W. Fear And Greed In Financial Markets: A Clinical Study Of Day-Traders / A. W. Lo, D. V. Repin, N. Brett // Steenbarger American Economic Review. – 2005. – Vol. 95. – No. 2. – P. 352-359.

136. Lo, A. W. Econometric models of limit-order executions / A. Lo, C. MacKinlay, J. Zhang // Journal of Financial Economics. – 2002. – Vol. 65. – No. 1. – P. 31-71.

137. Long, H. V. Application of Kalman Filter on Modelling Interest Rates / H. V. Long // Journal of Management Sciences. – 2014. – Vol. 1. – No. 1. – P. 1-15.

138. Lux, T. Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market / T. Lux, M. Marchesi // Nature. – 1999. – Vol. 397. – P. 498-500.

139. Malkiel, B. G. The Efficient Market Hypothesis and Its Critics / B. G. Malkiel // Journal of Economic Perspectives. – 2003. – Vol. 17. – No. 1. – P. 59-82.

140. Mantegna, R. N. Turbulence and Financial Markets / R. N. Mantegna, H. E. Stanley // Nature. – 1996. – Vol. 383. – P. 587-588.

141. Manzan, S. Representativeness of news and exchange rate dynamics / S. Manzan, F. Westerhoff // Journal of Economic Dynamics and Control. – 2005. – Vol. 29. – No. 4. – P. 677-689.

142. Matthies, L. Kalman filter-based algorithms for estimating depth from image sequences / L. Matthies, T. Kanade, R. Szeliski // International Journal of Computer Vision. – 1989. – Vol. 3. – No. 3. – P. 209-238.

143. Merton, R. Theory of Rational Option Pricing / R. Merton // The Bell Journal of Economics and Management Science. – 1973. – Vol. 4. – No. 1. – P. 141-183.

144. MetaTrader 4 User Guide [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://pepperstone.com/files/Pepperstone – Metatrader – 4 – User – Guide.pdf (дата обращения – 29.01.2018).

145. Morale, D. An interacting particle system modelling aggregation behavior: from individuals to populations / D. Morale, V. Capasso, K. Oelschläge // Journal of mathematical biology. – 2005. – Vol. 50. – No. 1. – P. 49-66.

146. Mql – Metatrader Development Course [Электронный ресурс] – Режим доступа: http://www.metatrader.info/book/print/34 (дата обращения – 29.01.2018).

147. Muller, U. A. Volatilities of different time resolutions – analyzing the dynamics of market components / U. A. Muller, M. Dacorogna, R. D. Dave, R. B. Olsen, O. V. Pictet, J. E. von Weizsacker // Empirical Finance. – 1997. – Vol. 4. – P. 213-239.

148. Muyi, L., On Mixture Memory GARCH Models / L. Muy, K. L. Wai, L. Guodong // Journal of Time Series Analysis. – 2013. – Vol. 34. – No. 6. – P. 606-624.

149. Nelson, D. B. Stationarity and Persistence in the GARCH(1,1) Model / D. B. Nelson // Econometric Theory. – 1990. – Vol. 6. – No. 4. – P. 318-334.

150. Ng, P. Forecast comparison of exchange rate models with the Kalman filter / P. Ng, A. Heidari // Technological Forecasting and Social Change. – 1992. – Vol. 41. – No. 4. – P. 435-443.

151. Nison, S. Japanese Candlestick / S. Nison // Charting Techniques. – NY : Institute of Finance, 1991. – 315 p.

152. Ostertagova, E. Forecasting using simple exponential smoothing method / E. Ostertagova, O. Ostertag // Acta Electrotechnica et Informatica. – 2012. – Vol. 12. – No. 3. – P. 62–66.

153. Pettit, R. R. Insider Trading and Long-Run Return Performance / R. R. Pettit, P. C. Venkatesh // Financial Management. – 1995. – Vol. 24. – No. 2. – P. 88-103.

154. Pearson, K. Problem of the Random Walk / K. Pearson // Nature. – 1905. – Vol. 72. – No. 1. – P. 294-294.

155. Phillips, P. C .B. Testing for a Unit Root in Time Series Regression / P. C. B. Phillips, P. Perron // Biometrika. – 1988. – Vol. 75. – No. 2. – P. 335-346.

156. Phillips, G. D. A. Maximum likelihood estimation of regression models with autoregressive – moving average disturbances / G. D. A. Phillips // Biometrika. – 1979. – Vol. 66. – P. 49-58.

157. Plasmans, J. Estimating structural exchange rate models by artificial neural networks / J. Plasmans, W. Verkooijen, H. Daniels // Applied Financial Economics. – 1998. – Vol. 8. – No. 5. – P. 541-551.

158. Prechter, R. R. Ellitott wave principle key to market behavior / R. R. Prechter, A. J. Frost. – Gainesville : New Classics Library, 2005. – 258 p.

159. Samuelson, P. A. Proof That Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly / P. A. Samuelson // Industrial Management Review. – 1965. – Vol. 6. – No. 2 – P. 41-49.

160. Schannep J. Dow theory for the 21th century: Technical indicators for improving your investment results / J. Schannep. – NY : John Wiley and Sons, 2008. – 243 p.

161. Schwager, J. D. Schwager on Futures: Technical Analysis / J. D. Schwager. – NJ : Wiley, 1995. – 800 p.

162. Seeking Alpha [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://seekingalpha.com/article/4157300-retire-rich-buy-low-sell-high (дата обращения – 19.09.2018).

163. Smirnov, N. Table for estimating the goodness of fit of empirical distributions / N. Smirnov // Annals of Mathematical Statistics. – 1948. – Vol. 19. – No. 3. – P. 279-281.

164. Sornette, D. Fokker-Planck equation of distribution of financial returns and power-laws / D. Sornette // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 2001. – Vol. 290. – No. 1-2. – P. 211-217.

165. Stevenson, S. A comparison of the forecasting ability of ARIMA models / S. Stevenson // Journal of Property Investment & Finance. – 2007. – Vol. 25. – No. 3. – P. 223-240.

166. Strutt, J. W. On the Resultant of a Large Number of Vibrations of the Same Pitch and of Arbitrary Phase / J. W. Strutt, Lord Rayleigh // Philosophical Magazine. – 1880. – S. 5. – Vol. 10. – No. 60. – P. 73-78.

167. Taylor, M. The Use of Technical Analysis in the Foreign Exchange Market / M. Taylor, H. Allen // Journal of International Money and Finance. – 1992. – Vol. 11. – No. 3. – P. 304–314.

168. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root / D. Kwiatkowski, P. C. B. Phillips, P. Schmidt, Y. Shin // Journal of Econometrics. – 1992. – Vol. 54. – No. 1. – P. 159-178.

169. Turbulent Cascades in Foreign Exchange Markets / S. Ghashghaie, W. Breymann, J. Peinke, P. Talkner, Y. Dodge // Nature. – 1996. – Vol. 381. – P. 767-770.

170. Vliet, B. Building Automated Trading Systems / B. Vliet. – Cambridge: Academic Press, 2007. – 331 p.

171. Young, A. R. Expert AdvisorProgramming: Creating Automated Trading Systemsin MQL for MetaTrader 4 / A. R. Young. – Nashville, TN : Edgehill Publishing, 2009. – 212 p.

172. Zhang, C. A quantum model for the stock market / C. Zhang, L. Huang // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 2010. – Vol. 389. – No. 24. – P. 5769-5775.

Приложение А

(справочное)

Талица А.1 – Результирующая статистика для ряда USDX*

Показатель	Шаг 30 минут	Шаг 1 час	Шаг 4 часа	Шаг 1 день
Среднее	96,902	96,916	96,881	96,882
Стандартная ошибка	0,022	0,031	0,061	0,150
Медиана	96,22	96,23	96,20	96,17
Мода	95,62	95,62	94,57	96,03
Стандартное отклонение	2,423	2,426	2,415	2,418
Дисперсия выборки	5,869	5,884	5,833	5,846
Эксцесс	0,063	0,049	0,094	0,136
Асимметричность	0,852	0,846	0,860	0,877
Размах	11,67	11,58	11,44	10,74
Минимум	91,97	92,06	92,09	92,54
Максимум	103,64	103,64	103,53	103,28
Количество	11607	5957	1552	260

* Источник: Составлено автором

Таблица А.2 – Тест Дикки-Фуллера для ряда USDX*

Ряд	Тестовая статистика ADF	p-значение
USDX 30 мин	-0,977	0.762
USDX 1 час	-0,987	0,758
USDX 4 часа	-1,038	0,739
USDX 1 день	-0,713	0,843

* Источник: Составлено автором

Приложение Б

(справочное)

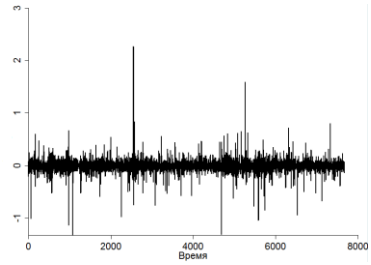

Рисунок Б.1 – Преобразование 1.1. Ряд USDX. Шаг 30 минут
Источник: Составлено автором

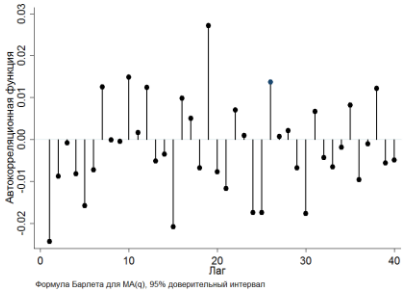

Рисунок Б.2 – Автокорреляционная функция
Источник: Составлено автором

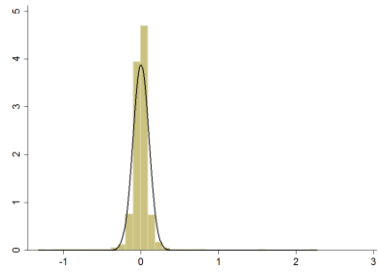

Рисунок Б.3 – Плотность распределения
Источник: Составлено автором

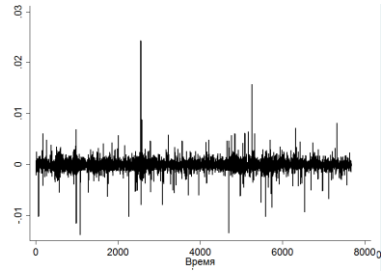

Рисунок Б.4 – Преобразование 1.2. Ряд USDX. Шаг 30 минут
Источник: Составлено автором

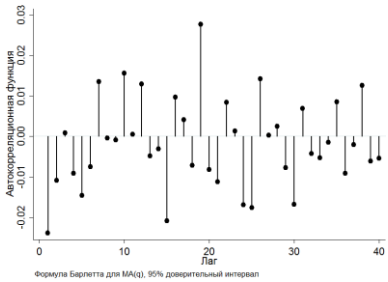

Рисунок Б.5 – Автокорреляционная функция
Источник: Составлено автором

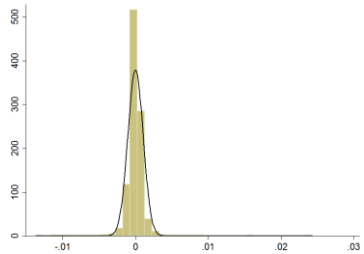

Рисунок Б.6 – Плотность распределения
Источник: Составлено автором

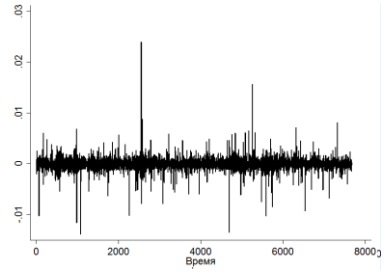

Рисунок Б.7 – Преобразование 1.3. Ряд USDX. Шаг 30 минут
Источник: Составлено автором

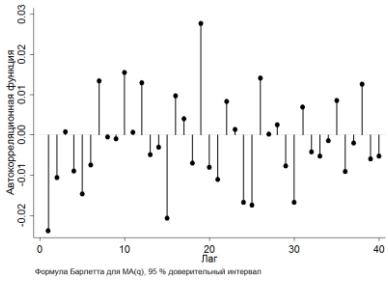

Рисунок Б.8 – Автокорреляционная функция
Источник: Составлено автором

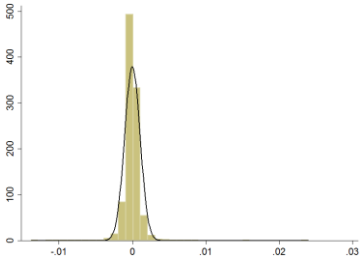

Рисунок Б.9 – Плотность распределения
Источник: Составлено автором

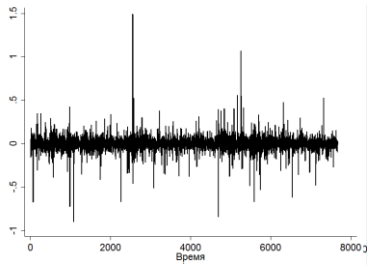

Рисунок Б.10 – Преобразование 1.5. Ряд USDX. Шаг 30 минут
Источник: Составлено автором

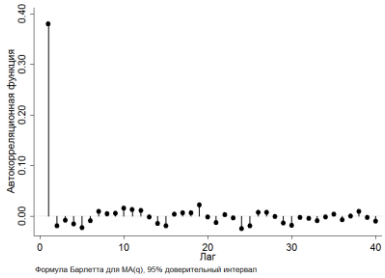

Рисунок Б.11 – Автокорреляционная функция
Источник: Составлено автором

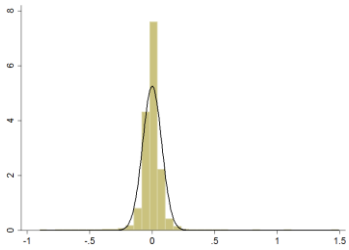

Рисунок Б.12 – Плотность распределения
Источник: Составлено автором

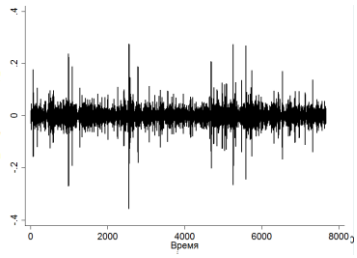

Рисунок Б.13 – Преобразование 1.6. Ряд USDX. Шаг 30 минут
Источник: Составлено автором

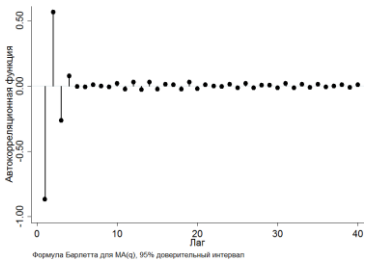

Рисунок Б.14 – Автокорреляционная функция
Источник: Составлено автором

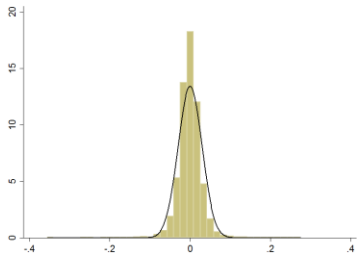

Рисунок Б.15 – Плотность распределения
Источник: Составлено автором

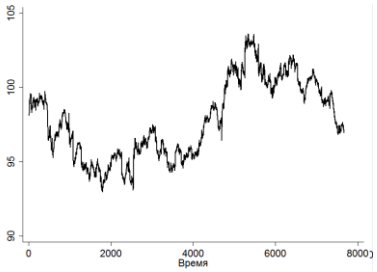

Рисунок Б.16 – Преобразование 1.7. Ряд USDX. Шаг 30 минут
Источник: Составлено автором

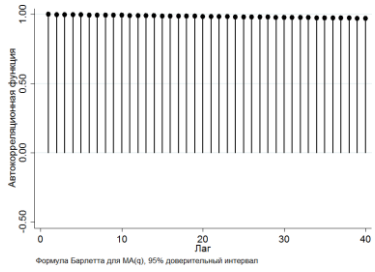

Рисунок Б.17 – Автокорреляционная функция
Источник: Составлено автором

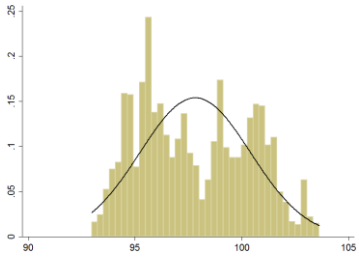

Рисунок Б.18 – Плотность распределении
Источник: Составлено автором

Приложение В

(обязательное)

Таблица В.1 – Результаты тестов Колмогорова-Смирнова, критерия асимметрии и эксцесса для всех значений *tres* и данные для проведения графического анализа предлагаемого метода. Исходный ряд – USDJPY*

tres	Число наблюдений	*Kf*	p-значение	$K\alpha$	$Kf / K\alpha$	χ^2 (критерий асимметрии и эксцесса)	p-значение	MAX/ AVG
0,00000	317 691	0,0898	0,00	0,0024	37,22	140 122,77	0,00	1,00
0,00001	279 760	0,0869	0,00	0,0026	33,80	120 508,88	0,00	18,18
0,00002	255 978	0,0848	0,00	0,0027	31,55	108 745,83	0,00	21,58
0,00003	232 385	0,0823	0,00	0,0028	29,17	96 419,94	0,00	24,31
0,00004	206 619	0,0786	0,00	0,0030	26,27	82 234,75	0,00	39,51
0,00005	180 753	0,0749	0,00	0,0032	23,41	69 269,75	0,00	49,18
0,00006	154 201	0,0709	0,00	0,0035	20,47	56 418,47	0,00	52,62
0,00007	129 022	0,0691	0,00	0,0038	18,25	42 189,10	0,00	56,31
0,00008	104 728	0,0700	0,00	0,0042	16,66	32 694,25	0,00	48,64
0,00009	83 446	0,0714	0,00	0,0047	15,17	23 769,40	0,00	25,53
0,00010	64 853	0,0767	0,00	0,0053	14,36	20 156,93	0,00	27,77
0,00011	48 965	0,0862	0,00	0,0061	14,03	17 396,60	0,00	20,33
0,00012	35 887	0,1035	0,00	0,0072	14,42	13 551,39	0,00	18,36
0,00013	24 981	0,1224	0,00	0,0086	14,22	11 971,28	0,00	11,94
0,00014	16 486	0,1397	0,00	0,0106	13,19	15 015,66	0,00	5,66
0,00015	10 000	0,1216	0,00	0,0136	8,94	13 557,46	0,00	4,59
0,00016	6 756	0,0795	0,00	0,0165	4,80	1 580,54	0,00	2,37
0,00017	5 180	0,0964	0,00	0,0189	5,10	2 476,86	0,00	2,37
0,00018	3 925	0,1079	0,00	0,0217	4,97	3 459,57	0,00	2,27
0,00019	2 908	0,1154	0,00	0,0252	4,58	2 743,95	0,00	2,26
0,00020	2 100	0,1725	0,00	0,0297	5,81	2 243,19	0,00	2,26

∗ Источник: Составлено автором

Таблица В.2 – Исходный ряд – USDRUB*

tres	Число наблюдений	*Kf*	p-значение	$K\alpha$	$Kf / K\alpha$	χ^2 (критерий асимметрии и эксцесса)	p-значение	MAX/ AVG
0,00000	300 284	0,2018	0,00	0,0025	81,31	103 927,54	0,00	1,00
0,00002	235 530	0,1825	0,00	0,0028	65,12	89 650,77	0,00	27,95
0,00004	210 729	0,1807	0,00	0,0030	60,99	79 135,22	0,00	44,43

Продолжение таблицы В.2

tres	Число наблюдений	*Kf*	p-значение	$K\alpha$	$Kf / K\alpha$	χ^2 (критерий асимметрии и эксцесса)	p-значение	MAX/ AVG
0,00006	189 911	0,1783	0,00	0,0031	57,13	70 961,52	0,00	40,66
0,00008	171 163	0,1752	0,00	0,0033	53,30	62 864,73	0,00	50,89
0,00010	153 278	0,1731	0,00	0,0035	49,83	55 052,90	0,00	40,71
0,00012	136 329	0,1702	0,00	0,0037	46,21	47 950,83	0,00	40,41
0,00014	119 867	0,1674	0,00	0,0039	42,62	40 857,69	0,00	36,00
0,00016	104 909	0,1654	0,00	0,0042	39,39	34 643,70	0,00	28,16
0,00018	91 190	0,1637	0,00	0,0045	36,35	29 119,82	0,00	25,32
0,00020	78 731	0,1630	0,00	0,0048	33,63	24 290,17	0,00	27,02
0,00022	67 725	0,1638	0,00	0,0052	31,34	20 089,55	0,00	18,88
0,00024	58 185	0,1654	0,00	0,0056	29,34	16 584,47	0,00	25,73
0,00026	49 446	0,1674	0,00	0,0061	27,37	13 584,27	0,00	35,32
0,00028	41 845	0,1713	0,00	0,0066	25,77	10 949,99	0,00	27,96
0,00030	35 042	0,1776	0,00	0,0073	24,45	9 227,24	0,00	23,68
0,00032	29 571	0,1857	0,00	0,0079	23,48	7 661,93	0,00	16,91
0,00034	24 715	0,1942	0,00	0,0087	22,45	6 140,95	0,00	11,17
0,00036	20 697	0,2026	0,00	0,0095	21,43	5 104,31	0,00	10,11
0,00038	17 985	0,2123	0,00	0,0101	20,93	8 958,73	0,00	6,56
0,00040	15 973	0,2166	0,00	0,0108	20,13	4 358,98	0,00	6,30

∗ Источник: Составлено автором

Таблица В.3 – Исходный ряд – EURUSD*

tres	Число наблюдений	*Kf*	p-значение	$K\alpha$	$Kf / K\alpha$	χ^2 (критерий асимметрии и эксцесса)	p-значение	MAX/ AVG
0,000000	317 489	0,0933	0,00	0,0024	38,66	308 443,26	0,00	1,00
0,000005	298 105	0,0908	0,00	0,0025	36,45	285 911,63	0,00	49,58
0,000010	268 765	0,0894	0,00	0,0026	34,08	252 097,77	0,00	44,08
0,000015	263 802	0,0887	0,00	0,0026	33,50	245 257,79	0,00	50,36
0,000020	240 344	0,0867	0,00	0,0028	31,25	223 964,13	0,00	49,92
0,000025	233 323	0,0852	0,00	0,0028	30,26	215 823,41	0,00	45,06
0,000030	210 655	0,0817	0,00	0,0030	27,57	190 641,76	0,00	42,97
0,000035	196 938	0,0795	0,00	0,0031	25,94	175 382,96	0,00	40,09
0,000040	179 793	0,0769	0,00	0,0032	23,98	156 685,14	0,00	42,42
0,000045	164 643	0,0748	0,00	0,0034	22,32	140 136,88	0,00	37,11
0,000050	149 995	0,0723	0,00	0,0035	20,59	127 026,49	0,00	43,81
0,000055	135 299	0,0713	0,00	0,0037	19,28	111 738,00	0,00	48,98
0,000060	120 068	0,0700	0,00	0,0039	17,83	96 093,48	0,00	41,11

Продолжение таблицы В.3

tres	Число наблюдений	*Kf*	p-значение	$K\alpha$	Kf / $K\alpha$	χ^2 (критерий асимметрии и эксцесса)	p-значение	MAX/ AVG
0,000065	107 917	0,0701	0,00	0,0041	16,93	83 159,36	0,00	30,02
0,000070	94 057	0,0711	0,00	0,0044	16,03	71 944,55	0,00	19,78
0,000075	82 264	0,0734	0,00	0,0047	15,48	59 964,14	0,00	16,25
0,000080	70 447	0,0776	0,00	0,0051	15,14	50 187,09	0,00	12,02
0,000085	59 436	0,0826	0,00	0,0056	14,81	40 527,00	0,00	14,17
0,000090	50 170	0,0868	0,00	0,0061	14,30	35 492,40	0,00	20,46
0,000095	40 838	0,0965	0,00	0,0067	14,34	33 028,48	0,00	17,54
0,000100	33 486	0,1089	0,00	0,0074	14,65	29 792,27	0,00	15,27

∗ Источник: Составлено автором

Приложение Г

(обязательное)

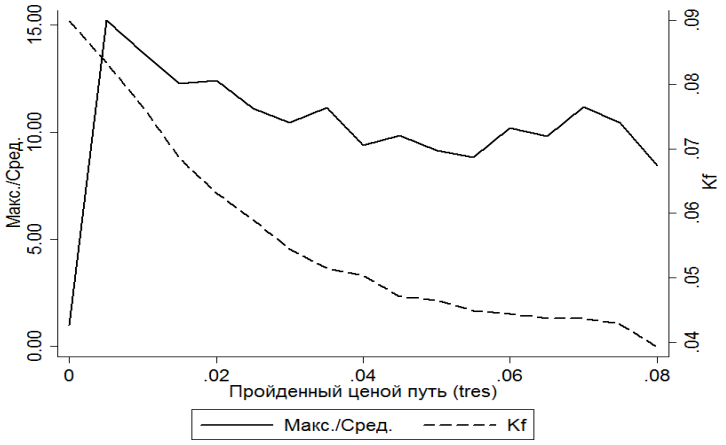

Рисунок Г.1 – Иллюстрация применения метода к ряду USDJPY с заменой способа агрегации (2.5) на (2.3)

Источник: Составлено автором

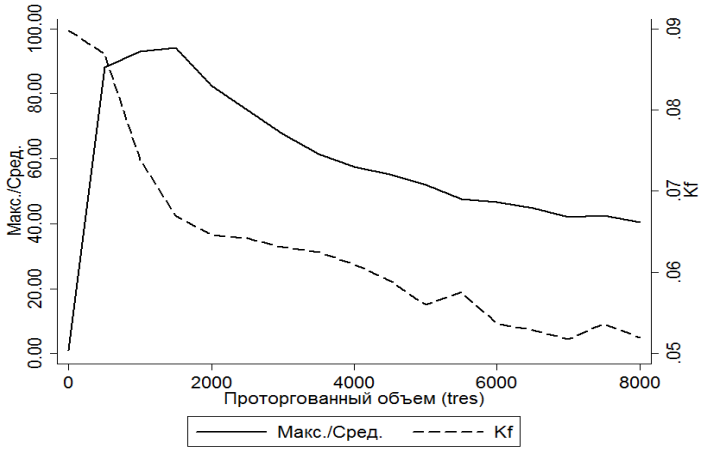

Рисунок Г.2 – Иллюстрация применения метода к ряду USDJPY с заменой способа агрегации (2.5) на (2.4)

Источник: Составлено автором

Приложение Д

(обязательное)

Таблица Д.1 – Оценка моделей с помощью фильтра Калмана для USDJPY*

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 1	γ	0,079	0,034	0,020	0,053	0,009	0,000
	θ	0,000	0,000	0,729	0,000	0,000	0,885
	ξ	0,023	0,021	0,266	0,002	0,007	0,744
	β	0,444	0,254	0,080	0,278	0,053	0,000
		Кол-во наблюдений		25 920	Кол-во наблюдений		119 497
		χ^2 статистика		21	χ^2 статистика		95,86
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 2	γ	0,984	0,021	0,000	0,927	0,006	0,000
	θ	-0,004	0,000	0,000	0,000	0,000	0,332
	ξ	-0,200	0,011	0,000	0,024	0,004	0,000
	β	-4,339	0,129	0,000	-0,814	0,036	0,000
	σ_ε^2	0,005	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		25 920	Кол-во наблюдений		119 497
		χ^2 статистика		13 337	χ^2 статистика		108 600
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 3	γ	1,279	0,018	0,000	1,568	0,005	0,000
	θ	-0,006	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	ξ	-0,238	0,010	0,000	-0,112	0,003	0,000
	β	-5,699	0,111	0,000	-1,777	0,034	0,000
	σ_ε^2	0,009	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		25 920	Кол-во наблюдений		119 497
		χ^2 статистика		31 761	χ^2 статистика		300 314
		p-значение		0,000	p-значение		0,000

∗ Источник: Составлено автором

Таблица Д.2 – Оценка моделей с помощью фильтра Калмана для USDRUB*

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 1	γ	0,702	0,049	0,000	0,366	0,013	0,000

Продолжение таблицы Д.2

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 1	ξ	-0,014	0,016	0,392	0,109	0,012	0,000
	β	-0,008	0,000	0,000	0,005	0,002	0,038
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		1900	χ^2 статистика		1837
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 2	γ	0,975	0,023	0,000	1,530	0,007	0,000
	θ	-0,005	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000
	ξ	0,167	0,009	0,000	-0,222	0,004	0,000
	β	-0,007	0,003	0,042	-0,002	0,002	0,000
	σ_ε^2	0,011	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		4817	χ^2 статистика		127542
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 3	γ	1,019	0,018	0,000	2,003	0,007	0,000
	θ	-0,008	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000
	ξ	0,229	0,010	0,000	-0,328	0,004	0,000
	β	-0,789	0,111	0,000	-1,857	0,042	0,000
	σ_ε^2	0,028	0,000	0,000	0,006	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		7780	χ^2 статистика		272233
		p-значение		0,000	p-значение		0,000

∗ Источник: Составлено автором

Таблица Д.3 – Оценка моделей с помощью фильтра Калмана для EURUSD*

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 1	γ	0,052	0,056	0,353	0,007	0,00445	0,096
	θ	0,000	0,000	0,087	0,000	0,00000	0,085
	ξ	-0,005	0,037	0,895	0,036	0,00749	0,000
	β	-0,003	0,000	0,000	-0,003	0,00004	0,000
		Кол-во наблюдений		17815	Кол-во наблюдений		110199
		χ^2 статистика		14972	χ^2 статистика		8232
		p-значение		0,000	p-значение		0,000

Продолжение таблицы Д.3

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 2	γ	-0,142	0,023	0,000	0,717	0,007	0,000
	θ	0,810	0,010	0,000	0,241	0,004	0,000
	ξ	0,195	0,013	0,000	0,03	0,004	0,000
	β	-0,002	0,001	0,101	-0,000	0,001	0,795
	σ_ε^2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		17815	Кол-во наблюдений		110199
		χ^2 статистика		13057	χ^2 статистика		97806
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 3	γ	-0,380	0,024	0,000	1,334	0,007	0,000
	θ	1,078	0,012	0,000	0,213	0,004	0,000
	ξ	0,253	0,012	0,000	-0,074	0,003	0,000
	β	-2,046	0,130	0,000	-1,810	0,036	0,000
	σ_ε^2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		17815	Кол-во наблюдений		110199
		χ^2 статистика		25045	χ^2 статистика		267396
		p-значение		0,000	p-значение		0,000

∗ Источник: Составлено автором

Приложение Е

(обязательное)

Таблица Е.1 – Оценка моделей с помощью фильтра Калмана с ИНС для USDJPY*

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 1	γ	0,089	0,003	0,000	0,049	0,002	0,000
	θ	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,029
	ξ	0,026	0,002	0,000	0,008	0,001	0,000
	β	0,510	0,030	0,000	0,257	0,009	0,000
		Кол-во наблюдений		25920	Кол-во наблюдений		119497
		χ^2 статистика		4441	χ^2 статистика		4978
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 2	γ	0,088	0,001	0,000	0,049	0,000	0,000
	θ	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	ξ	0,027	0,001	0,000	0,008	0,000	0,000
	β	0,512	0,006	0,000	0,257	0,001	0,000
	σ_ε^2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		25920	Кол-во наблюдений		119497
		χ^2 статистика		58366	χ^2 статистика		673353
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 3	γ	0,089	0,001	0,000	0,050	0,000	0,000
	θ	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	ξ	0,026	0,001	0,000	0,008	0,000	0,000
	β	0,511	0,006	0,000	0,259	0,001	0,000
	σ_ε^2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		25920	Кол-во наблюдений		119497
		χ^2 статистика		59990	χ^2 статистика		639152
		p-значение		0,000	p-значение		0,000

∗ Источник: Составлено автором

Таблица Е.2 – Оценка моделей с помощью фильтра Калмана с ИНС для USDRUB

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 1	γ	0,637	0,023	0,000	0,316	0,004	0,000

Продолжение таблицы Е.2

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	р-значение	Значение	Стандартная ошибка	р-значение
Модель 1	θ	0,000	0,000	0,015	0,000	0,000	0,000
	ξ	0,010	0,004	0,017	0,062	0,003	0,000
	β	-0,009	0,000	0,000	-0,003	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		26903	χ^2 статистика		7042
		р-значение		0,000	р-значение		0,000
Модель 2	γ	0,630	0,004	0,000	0,319	0,001	0,000
	θ	-0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	ξ	0,023	0,002	0,000	0,064	0,001	0,000
	β	-0,011	0,001	0,000	-0,003	0,000	0,000
	σ_ε^2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		43181	χ^2 статистика		399891
		р-значение		0,000	р-значение		0,000
Модель 3	γ	0,628	0,004	0,000	0,322	0,002	0,000
	θ	-0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	ξ	0,033	0,002	0,000	0,064	0,001	0,000
	β	-0,013	0,001	0,000	-0,063	0,010	0,000
	σ_ε^2	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		8755	Кол-во наблюдений		73298
		χ^2 статистика		44100	χ^2 статистика		405452
		р-значение		0,000	р-значение		0,000

∗ Источник: Составлено автором

Таблица Е.3 – Оценка моделей с помощью фильтра Калмана с ИНС для EURUSD

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	р-значение	Значение	Стандартная ошибка	р-значение
Модель 1	γ	-0,013	0.018	0.469	0.001	0,000	0,000
	θ	0,000	0.000	0,000	0.000	0,000	0,000
	ξ	0,040	0.011	0,000	0,001	0,000	0,000
	β	-0.000	0.000	0,044	0,000	0,000	0,784
		Кол-во наблюдений		17815	Кол-во наблюдений		110199
		χ^2 статистика		2378	χ^2 статистика		541451
		р-значение		0,000	р-значение		0,000

Продолжение таблицы Е.3

		Астрономическое время			Рыночное время		
Модель	Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
Модель 2	γ	-0.001	0,003	0,843	0.001	0,000	0,000
	θ	0.004	0,001	0,000	0.000	0,000	0,000
	ξ	0.033	0,002	0,000	0.001	0,000	0,000
	β	-0.000	0,000	0,890	0,000	0,000	0,000
	σ_ε^2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		17815	Кол-во наблюдений		110199
		χ^2 статистика		1358	χ^2 статистика		5098445
		p-значение		0,000	p-значение		0,000
Модель 3	γ	-0.011	0,003	0,000	0,001	0,000	0,000
	θ	0,002	0,002	0,148	0,000	0,000	0,000
	ξ	0.029	0,002	0,000	0,001	0,000	0,000
	β	-0,212	0,017	0,000	-0,000	0,000	0,000
	σ_ε^2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
		Кол-во наблюдений		17815	Кол-во наблюдений		110199
		χ^2 статистика		1669	χ^2 статистика		5131457
		p-значение		0,000	p-значение		0,000

∗ Источник: Составлено автором

Приложение Ж

(справочное)

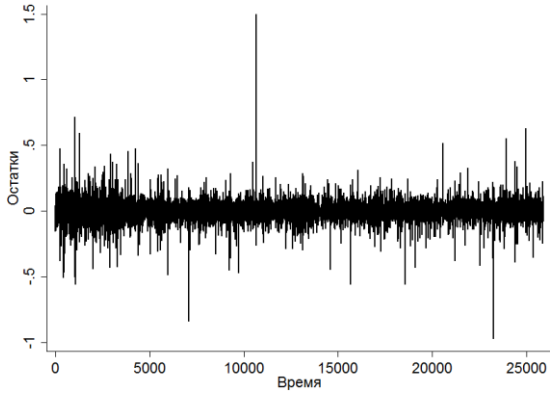

Рисунок Ж.1 – Остатки модели 1 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

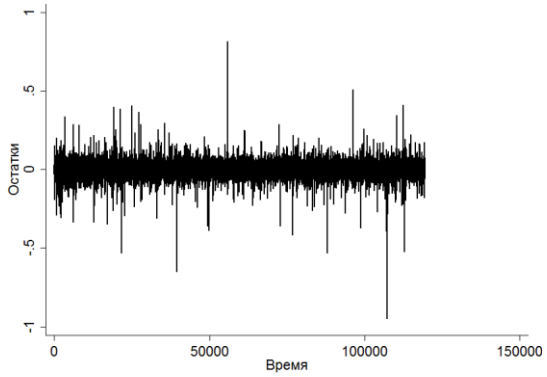

Рисунок Ж.2 – Остатки модели 1 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

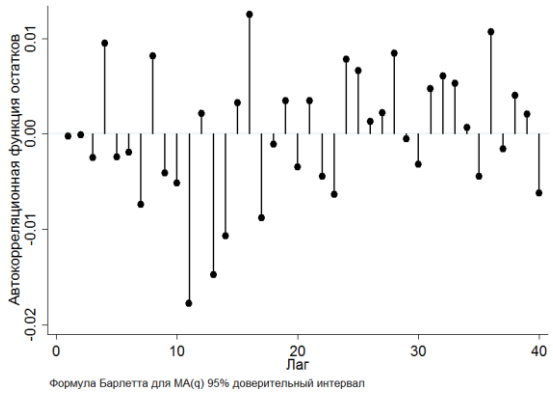

Рисунок Ж.3 – Автокорреляционная функция остатков модели 1 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

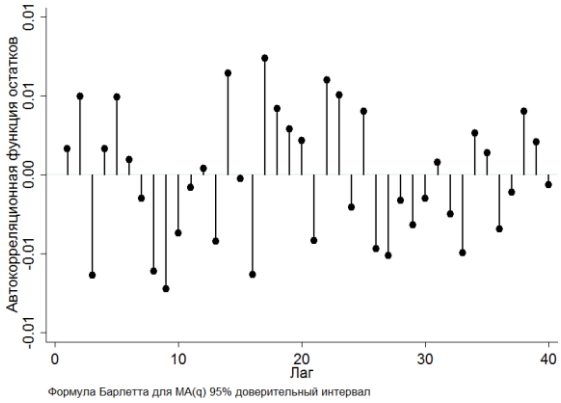

Рисунок Ж.4 – Автокорреляционная функция остатков модели 1 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

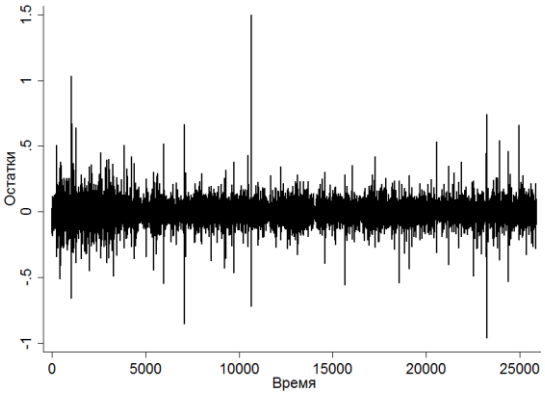

Рисунок Ж.5 – Остатки модели 2 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

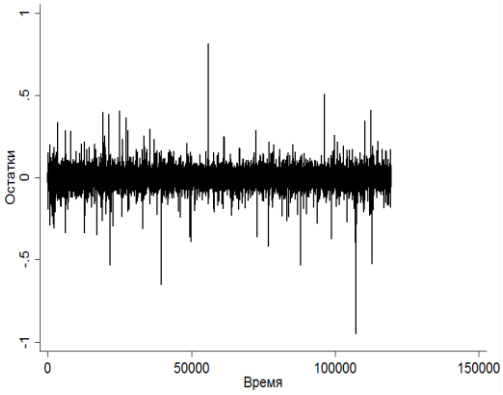

Рисунок Ж.6 – Остатки модели 2 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

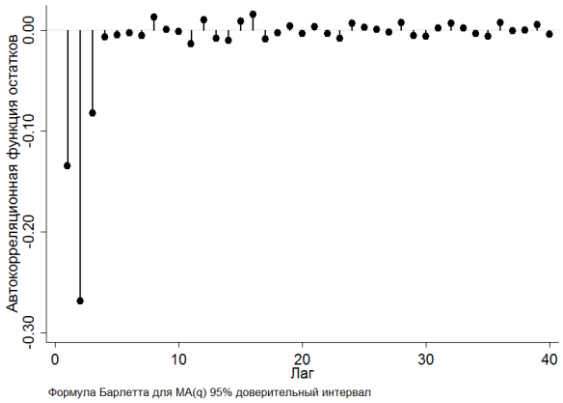

Рисунок Ж.7 – Автокорреляционная функция остатков модели 2 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

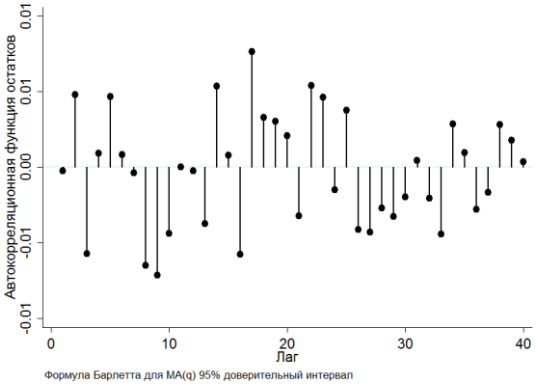

Рисунок Ж.8 – Автокорреляционная функция остатков модели 2 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

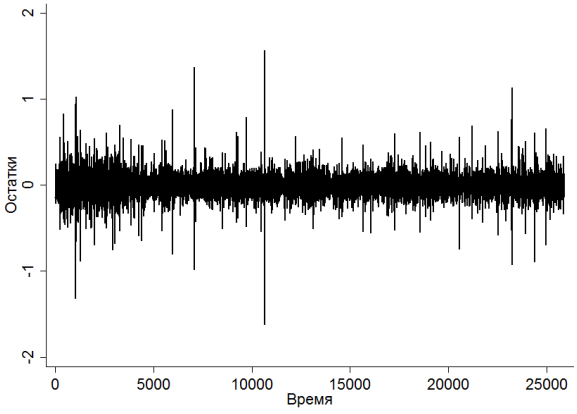

Рисунок Ж.9 – Остатки модели 3 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

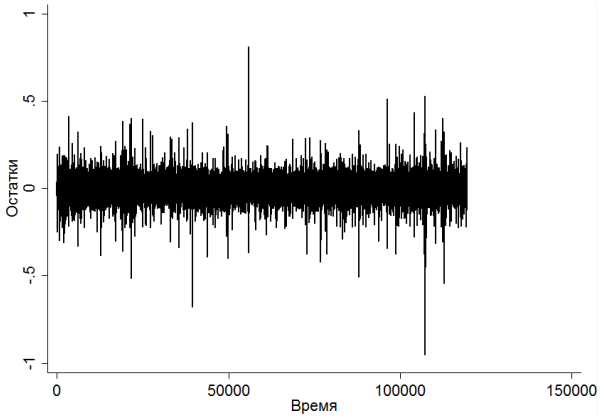

Рисунок Ж.10 – Остатки модели 3 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

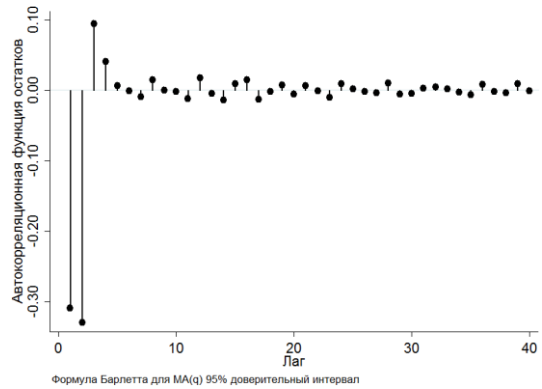

Рисунок Ж.11 – Автокорреляционная функция остатков модели 3 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

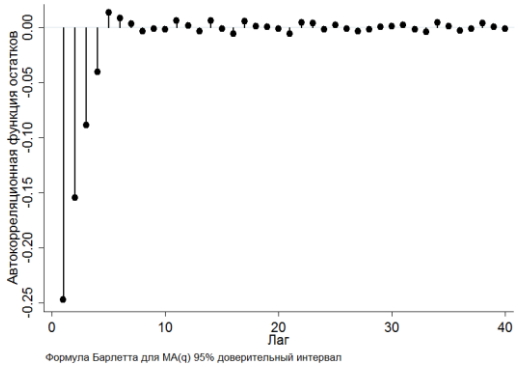

Рисунок Ж.12 – Автокорреляционная функция остатков модели 3 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

Таблица Ж.1 – Тест Дикки-Фуллера для остатков моделей 1 – 3, оцененных фильтром Калмана*

Модель	Параметр	Астрономическое время	Рыночное время
Модель 1	ADF статистика	-169,66	-256,34
	p-значение	0,00	0,00
Модель 2	ADF статистика	-194,56	-359,29
	p-значение	0,00	0,00
Модель 3	ADF статистика	-233,97	-462,44
	p-значение	0,00	0,00

* Источник: Составлено автором

Приложение И

(справочное)

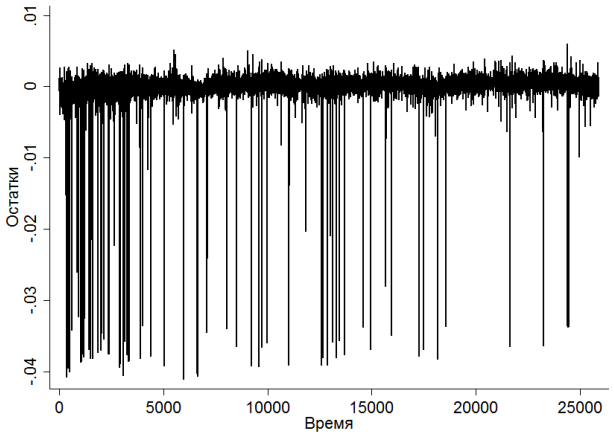

Рисунок И.1 – Остатки модели 1 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

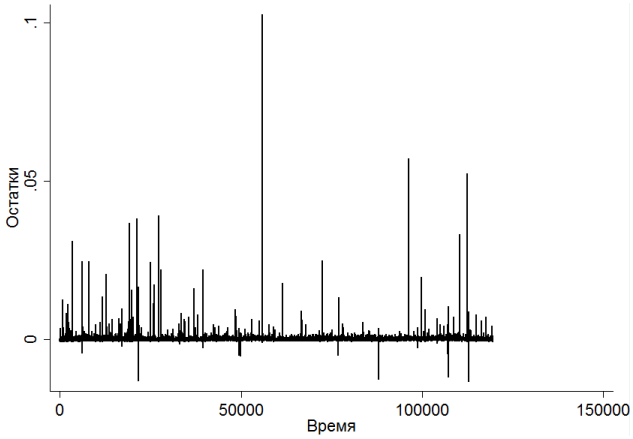

Рисунок И.2 – Остатки модели 1 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

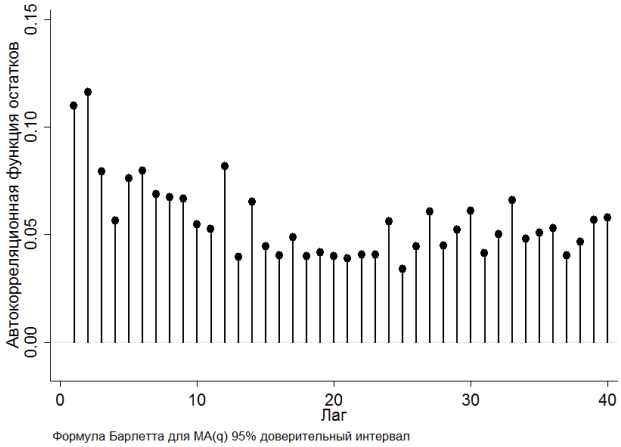

Рисунок И.3 – Автокорреляционная функция остатков модели 1 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

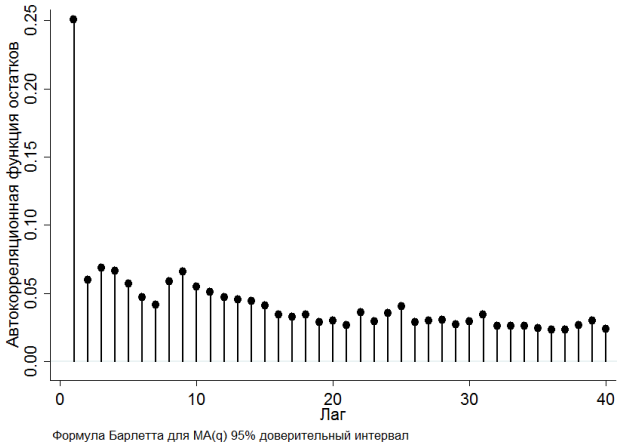

Рисунок И.4 – Автокорреляционная функция остатков модели 1 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

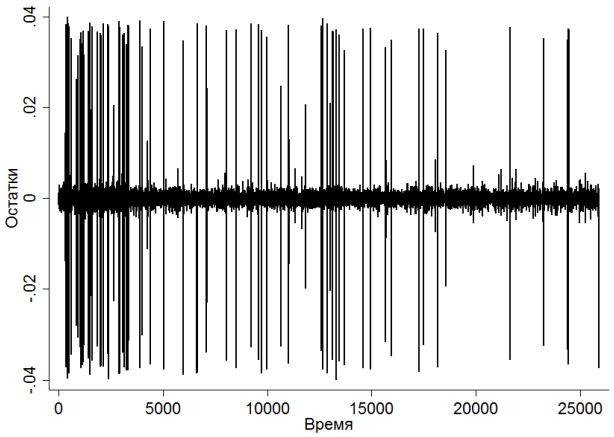

Рисунок И.5 – Остатки модели 2 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

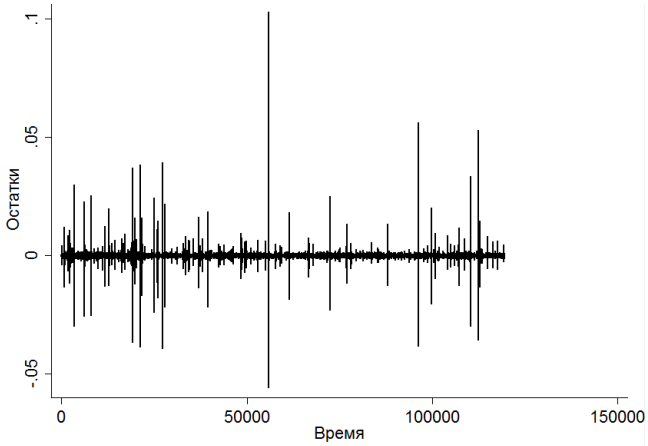

Рисунок И.6 – Остатки модели 2 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

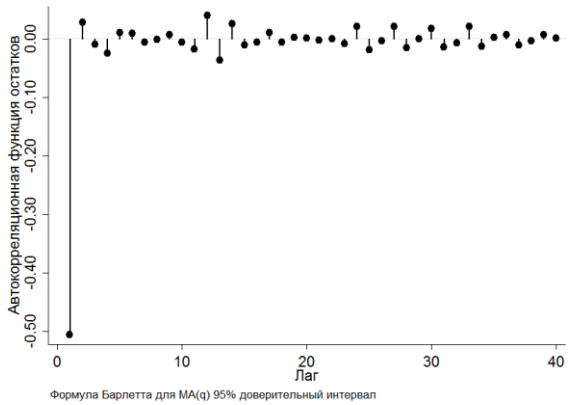

Рисунок И.7 – Автокорреляционная функция остатков модели 2 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

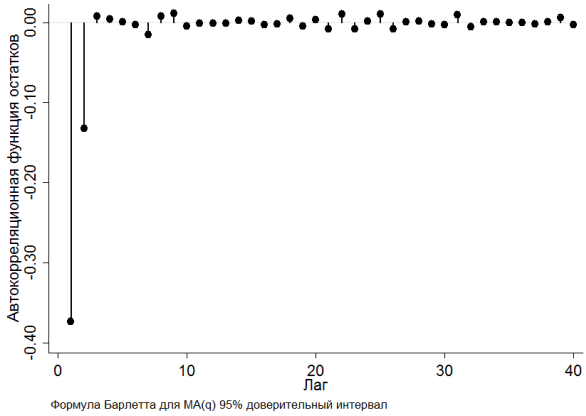

Рисунок И.8 – Автокорреляционная функция остатков модели 2 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

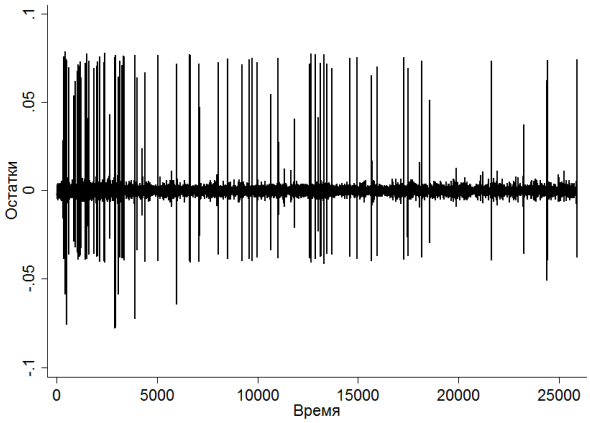

Рисунок И.9 – Остатки модели 3 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

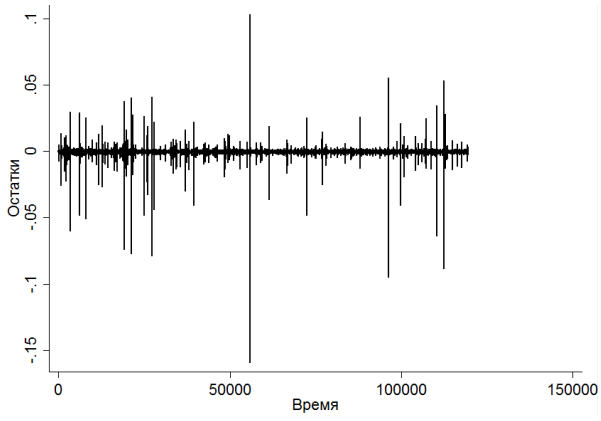

Рисунок И.10 – Остатки модели 3 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

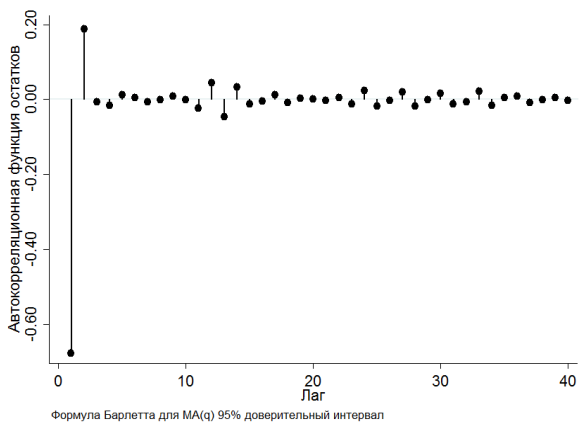

Рисунок И.11 – Автокорреляционная функция остатков модели 3 для USDJPY. Равные интервалы астрономического времени
Источник: Составлено автором

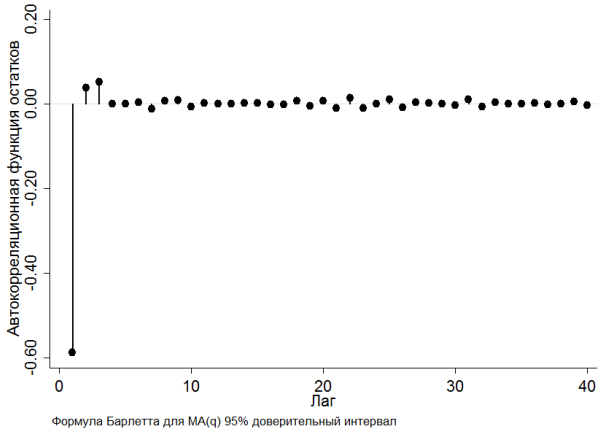

Рисунок И.12 – Автокорреляционная функция остатков модели 3 для USDJPY. Равные интервалы рыночного времени
Источник: Составлено автором

Таблица И.1 – Тест Дикки-Фуллера для остатков моделей 1 – 3, оцененных фильтром Калмана со встроенной нейронной сетью*

Модель	Параметр	Астрономическое время	Рыночное время
Модель 1	ADF статистика	-152,19	-277,94
	p-значение	0,00	0,00
Модель 2	ADF статистика	-296,61	-531,92
	p-значение	0,00	0,00
Модель 3	ADF статистика	-386,94	-704,94
	p-значение	0,00	0,00

* Источник: Составлено автором

Приложение К

(справочное)

Таблица К.1 – MQL код торгового советника ТС1*

```
#property copyright "Musin Artur" #property link amusin@nes.ru #property version "1.00" #property strict
//--- input parameters #define MAGICMA  1
input int FHorizon, CMechanism, time; input double a1,a2,a3,st,bt,tres;
input int period; input double Lots; input int stoploss,takeprofit; input color    BuyColor=clrLime; input color    SellColor=clrRed;
#include <stderror.mqh> #include <stdlib.mqh>

void start(){
 if(Bars<1 || IsTradeAllowed()==false) return;
if (CalculateCurrentOrdersBuy()==0 && CalculateCurrentOrdersSell()==0){if(Model()==1) CheckForOpenBuy();
else if(Model()==-1)CheckForOpenSell(); return;} if (FHorizon==1){ if (Time[0]>=OrderOpenTime()+time){
if (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0) CheckForCloseBuy();  else if (CalculateCurrentOrdersSell()!=0)CheckForCloseSell();return;}}
if (FHorizon==0){ if (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0 && Model()==-1){  CheckForCloseBuy();  CheckForOpenSell();}
else if (CalculateCurrentOrdersSell()!=0 && Model()==1){ CheckForCloseSell(); CheckForOpenBuy();} return;}}

double OnTester() {
double BR; if (TesterStatistics(STAT_TRADES)!=0)
 BR=NormalizeDouble(TesterStatistics(STAT_PROFIT)/TesterStatistics(STAT_BALANCE_DD),0); else BR=0;
return (BR);}

double Model(){
int k; double max, min, dmax, dmin, ytyt, ryt, avdyt, vol; int direction;
vol=iStdDev(NULL,0,period,0,MODE_SMA,PRICE_MEDIAN,1);  if (vol<tres) {k++;avdyt=0;ytyt=0;ryt=0;}
else { double yr1=iMA(NULL,0,13,0,MODE_EMA,PRICE_MEDIAN,0);
double yr2=iMA(NULL,0,13,0,MODE_EMA,PRICE_MEDIAN,1);
double yr3=iMA(NULL,0,13,0,MODE_EMA,PRICE_MEDIAN,2);
double yr4=iMA(NULL,0,13,0,MODE_EMA,PRICE_MEDIAN,3);
avdyt=((yr1-yr2)+(yr3-yr4))/2; ytyt=(yr1-Open[0]);
max=iHighest(NULL,0,MODE_HIGH,k,0); min=iLowest(NULL,0,MODE_LOW,k,0);
dmax=MathAbs(Open[0]-max);dmin=MathAbs(Open[0]-min);
if(dmax>dmin)ryt=(max-Open[0]);else ryt=(min-Open[0]);k=1;}
if (CMechanism==1){ if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt>0) direction=1; if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt<0) direction=-1;}
else if (CMechanism==0){
if(ytyt>0){ytyt=1;}if(ytyt<0){ytyt=-1;} if(ryt>0){ryt=1;}if(ryt<0){ryt=-1;} if(avdyt>0){avdyt=1;}if(avdyt<0){avdyt=-1;}
if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt>=bt) direction=1; if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt<=st) direction=-1;} return(direction);}

int CalculateCurrentOrdersBuy() {
int buys=0; for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++) {if(OrderSelect(i, SELECT_BY_POS)==true){
 if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_BUY) buys++;}}return(buys);}

int CalculateCurrentOrdersSell() {
int sells=0; for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++){if(OrderSelect(i, SELECT_BY_POS)==true) {
if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_SELL)
sells++;}}return(sells);}

void CheckForOpenBuy() {
int    res; double SL, TP;  if(Volume[0]>1) return;   if (stoploss>0) SL=Ask-Point*stoploss; else SL=0;  if (takeprofit>0) TP=Ask+Point*takeprofit; else
TP=0;  while (CalculateCurrentOrdersBuy()==0){ if(DayOfWeek()>0){
res=OrderSend(Symbol(),OP_BUY,Lots,Ask,100,SL,TP,"TC1",MAGICMA,0,BuyColor);  if(res<0)
{Print("Ошибка открытия ордера SELL #",GetLastError());Sleep(10000); return;}} return;}}

void CheckForOpenSell() {
int    res; double SL, TP; if(Volume[0]>1) return; if (stoploss>0) SL=Bid+Point*stoploss; else SL=0;
if (takeprofit!=0) TP=Bid-Point*takeprofit; else TP=0; while (CalculateCurrentOrdersSell()==0){ if(DayOfWeek()>0) {
 res=OrderSend(Symbol(),OP_SELL,Lots,Bid,100,SL,TP,"TC1",MAGICMA,0,SellColor); if(res<0)
 {Print("Ошибка открытия ордера SELL #",GetLastError()); Sleep(10000); return;}} return;}}

void CheckForCloseBuy(){
while (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0){ for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++){OrderSelect(i, SELECT_BY_POS);
if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_BUY){ OrderClose( OrderTicket(), OrderLots(),
MarketInfo(OrderSymbol(), MODE_BID), 100, SellColor ); break;} } } return;} void CheckForCloseSell(){while (CalculateCurrentOrdersSell()!=0){
for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++){OrderSelect(i, SELECT_BY_POS); if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA &&
OrderType()==OP_SELL){ OrderClose( OrderTicket(), OrderLots(), MarketInfo(OrderSymbol(), MODE_ASK), 100, BuyColor ); break;}  } } return;}
```

* Источник: Составлено автором

Приложение Л

(справочное)

Таблица Л.1 – MQL код торгового советника ТС2*

```
#property copyright "Musin Artur" #property link amusin@nes.ru #property version   "1.00" #property strict
//--- input parameters #define MAGICMA  2
input int FHorizon, time, st,bt; input double Lots; input int stoploss,takeprofit; input color    BuyColor=clrLime; input color    SellColor=clrRed;
#include <stderror.mqh> #include <stdlib.mqh>

void start() {
if(Bars<1 || IsTradeAllowed()==false) return; if (CalculateCurrentOrdersBuy()==0 && CalculateCurrentOrdersSell()==0)
{ if(Model()==1)CheckForOpenBuy(); else if(Model()==-1)CheckForOpenSell(); return;}
if (FHorizon==1){ if (Time[0]>=OrderOpenTime()+time){ if (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0) CheckForCloseBuy();
else if (CalculateCurrentOrdersSell()!=0)CheckForCloseSell();return;}}
if (FHorizon==0){ if (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0 && Model()==-1) {CheckForCloseBuy();  CheckForOpenSell();}
else if (CalculateCurrentOrdersSell()!=0 && Model()==1){ CheckForCloseSell(); CheckForOpenBuy();} return;} }

double OnTester() {
double BR; if (TesterStatistics(STAT_TRADES)!=0)
BR=NormalizeDouble(TesterStatistics(STAT_PROFIT)/TesterStatistics(STAT_BALANCE_DD),0); else BR=0; return (BR); }

double Model(){
int RSId; int STOCHd; int MACDd; int CCId; int direction;
double RSI = iCustom(Symbol(),0,"RSI",14,0,1); if (RSI>70) RSId=-1; else if (RSI<30) RSId=1;
double STOCH = iCustom(Symbol(),0,"Stochastic",9,6,3,0,1); if (STOCH>80) STOCHd=-1; else if (STOCH<20) STOCHd=1;
double MACD = iCustom(Symbol(),0,"MACD",12,26,9,0,1); if (MACD<0) MACDd=-1; else if (MACD>0) MACDd=1;
double CCI = iCustom(Symbol(),0,"CCI",14,0,1); if (CCI>100) CCId=-1; else if (CCI<-100) CCId=1;
if (RSId+STOCHd+MACDd+CCId>=bt) direction=1; if (RSId+STOCHd+MACDd+CCId<=st) direction=-1; return(direction);}

int CalculateCurrentOrdersBuy() {
int buys=0; for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++) { if(OrderSelect(i, SELECT_BY_POS)==true)
{ if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_BUY) buys++; } } return(buys); }

int CalculateCurrentOrdersSell(){
int sells=0; for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++) { if(OrderSelect(i, SELECT_BY_POS)==true)
{ if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_SELL) sells++; } } return(sells); }

void CheckForOpenBuy() {
int    res; double SL; double TP; if(Volume[0]>1) return; if (stoploss>0) SL=Ask-Point*stoploss; else SL=0;
 if (takeprofit>0) TP=Ask+Point*takeprofit; else TP=0;   while (CalculateCurrentOrdersBuy()==0){
 if(DayOfWeek()>0) { res=OrderSend(Symbol(),OP_BUY,Lots,Ask,100,SL,TP,"TC2",MAGICMA,0,BuyColor); if(res<0)
 {Print("Ошибка открытия ордера SELL #",GetLastError()); Sleep(10000); return; } } return;}}

void CheckForOpenSell() {
int    res; double SL; double TP;  if(Volume[0]>1)  return; if (stoploss>0) SL=Bid+Point*stoploss; else SL=0; if (takeprofit!=0) TP=Bid-Point*takeprofit;
else TP=0; while (CalculateCurrentOrdersSell()==0){ if(DayOfWeek()>0){
res=OrderSend(Symbol(),OP_SELL,Lots,Bid,100,SL,TP,"TC2",MAGICMA,0,SellColor);if(res<0)
{Print("Ошибка открытия ордера SELL #",GetLastError()); Sleep(10000); return; } }  return;}}

void CheckForCloseBuy() {
while (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0){ for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++) {
 OrderSelect(i, SELECT_BY_POS); if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_BUY)
{OrderClose( OrderTicket(), OrderLots(), MarketInfo(OrderSymbol(), MODE_BID), 100, SellColor ); break;}     } }   return;}

void CheckForCloseSell() {
while (CalculateCurrentOrdersSell()!=0){ for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++){ OrderSelect(i, SELECT_BY_POS);
if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_SELL)
{OrderClose( OrderTicket(), OrderLots(), MarketInfo(OrderSymbol(), MODE_ASK), 100, BuyColor );break;} }}  return;}
```

* Источник: Составлено автором

Приложение М

(справочное)

Таблица М.1 – MQL код торгового советника ТС3*

```
#property copyright "Musin Artur" #property link  amusin@nes.ru #property version   "1.00" #property strict
//--- input parameters #define MAGICMA  3 input double   Lots=0.01;
input int   dealsnumber, period1, period2; input color    BuyColor=clrLime; input color    SellColor=clrOrangeRed;
#include <stderror.mqh> #include <stdlib.mqh>

void start(){
if(Bars<1 || IsTradeAllowed()==false) return;
 if(Searchtrend()==1 && CalculateCurrentOrdersSell()==0 && (CalculateCurrentOrdersBuy()==0 || Averagerate()>Close[0]-
(MarketInfo(Symbol(),MODE_SPREAD)*Point)/2)) CheckForOpenBuy();
 if(Searchtrend()==-1 && CalculateCurrentOrdersBuy()==0 && (CalculateCurrentOrdersSell()==0 ||
Averagerate()<Close[0]+(MarketInfo(Symbol(),MODE_SPREAD)*Point)/2)) CheckForOpenSell();
 if(CalculateCurrentOrdersBuy()!=0 && (CalculateCurrentOrdersBuy()==dealsnumber || Averagerate()<Close[0]-
(MarketInfo(Symbol(),MODE_SPREAD)*Point)/2))   CheckForCloseBuy();
if(CalculateCurrentOrdersSell()!=0 && (CalculateCurrentOrdersSell()==dealsnumber ||
Averagerate()>Close[0]+(MarketInfo(Symbol(),MODE_SPREAD)*Point)/2)) CheckForCloseSell();  }

int CalculateCurrentOrdersBuy() {
int buys=0; for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++)  { if(OrderSelect(i, SELECT_BY_POS)==true) {if (OrderType()==OP_BUY)  buys++; } } return(buys);}

int CalculateCurrentOrdersSell() {
int sells=0; for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++) { if(OrderSelect(i, SELECT_BY_POS)==true) {if (OrderType()==OP_SELL) sells++; } } return(sells);}

int Searchtrend() {
double ma1, ma2, ang, trend; ma1=iMA(NULL,0,period1,0,MODE_SMMA,PRICE_MEDIAN,1);
ma2=iMA(NULL,0,period2,0,MODE_SMMA,PRICE_MEDIAN,2); ang=MathLog(ma1/ma2); if (ang>0) trend=1; if (ang<0) trend=-1; return (trend);}

void CheckForOpenBuy() {
int    res;  if(Volume[0]>1) return;  if(DayOfWeek()>=0 && Close[1]<Open[1]) {
res=OrderSend(Symbol(),OP_BUY,Lots,Ask,100,0,0,"TC3",MAGICMA,0,BuyColor);  if(res<0)
{Print("Ошибка открытия ордера SELL #",GetLastError()); Sleep(10000); return; }}}

void CheckForOpenSell() {
int    res; if(Volume[0]>1) return;  if(DayOfWeek()>=0 && Close[1]>Open[1]) {
 res=OrderSend(Symbol(),OP_SELL,Lots,Bid,100,0,0,"TC3",MAGICMA,0,SellColor); if(res<0)
{Print("Ошибка открытия ордера SELL #",GetLastError()); Sleep(10000);  return; }}}

double Averagerate() {
double rate=0; double average=0; int k=0; for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++)
{OrderSelect(i, SELECT_BY_POS); k=k+1; rate=rate+OrderOpenPrice(); average=rate/k;} return(average);}

void CheckForCloseBuy() {
while (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0){ for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++)
{OrderSelect(i, SELECT_BY_POS); OrderClose( OrderTicket(), OrderLots(), MarketInfo(OrderSymbol(), MODE_BID), 5, SellColor ); break;}} return;}

void CheckForCloseSell(){
while (CalculateCurrentOrdersSell()!=0){ for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++) {OrderSelect(i, SELECT_BY_POS);
OrderClose( OrderTicket(), OrderLots(), MarketInfo(OrderSymbol(), MODE_ASK), 5, BuyColor ); break; }}  return;}
```

* Источник: Составлено автором

Приложение Н
(справочное)

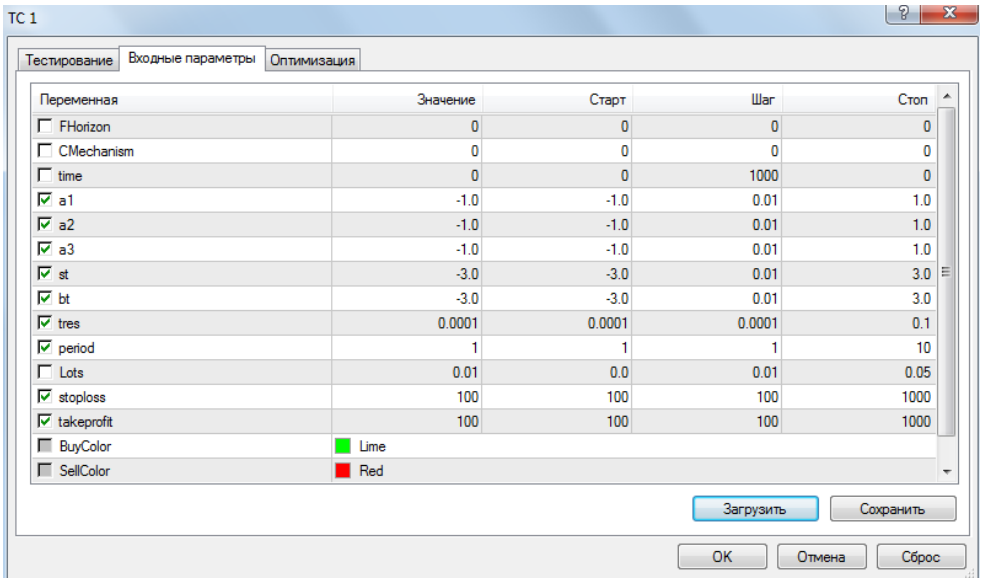

Рисунок Н.1 – Иллюстрация выбора настроек обучения советника TC1 с неограниченным горизонтом прогнозирования и вычислительным механизмом «присутствия эффекта» (оптимизируемые параметра отмечены зеленой галочкой)
Источник: Составлено автором

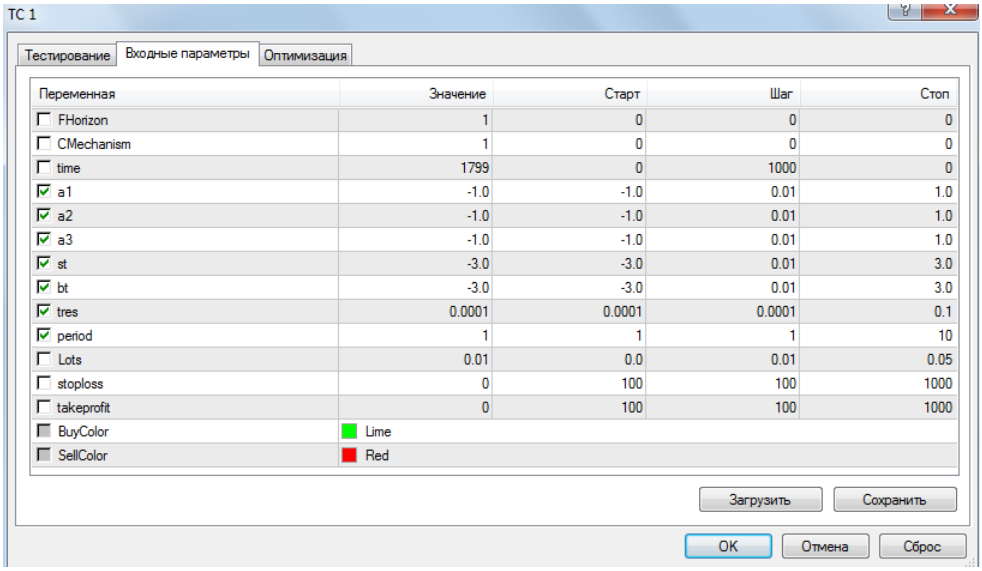

Рисунок Н.2 – Иллюстрация выбора настроек обучения советника TC1 с ограниченным горизонтом прогнозирования и вычислительным механизмом «абсолютного эффекта» (оптимизируемые параметра отмечены зеленой галочкой)
Источник: Составлено автором

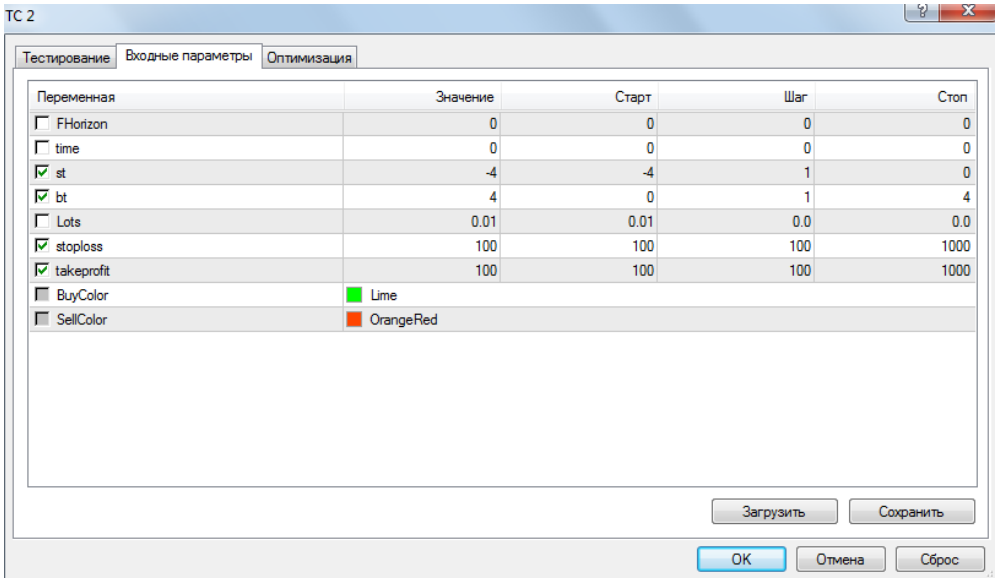

Рисунок Н.3 – Иллюстрация выбора настроек обучения советника ТС2 с неограниченным горизонтом прогнозирования
(оптимизируемые параметры отмечены зеленой галочкой)
Источник: Составлено автором

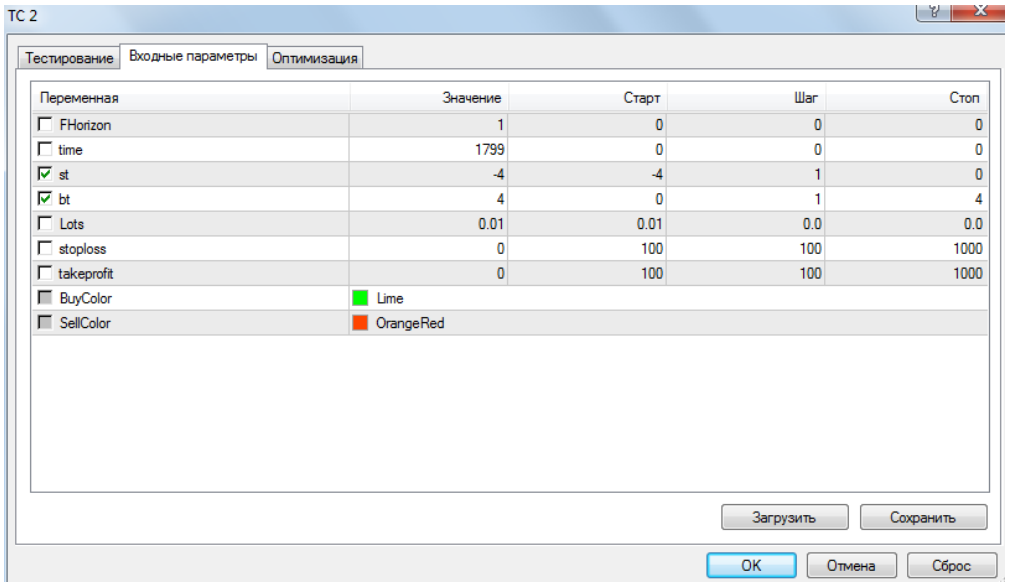

Рисунок Н.4 – Иллюстрация выбора настроек обучения советника ТС2 с ограниченным горизонтом прогнозирования
(оптимизируемые параметры отмечены зеленой галочкочкой)
Источник: Составлено автором

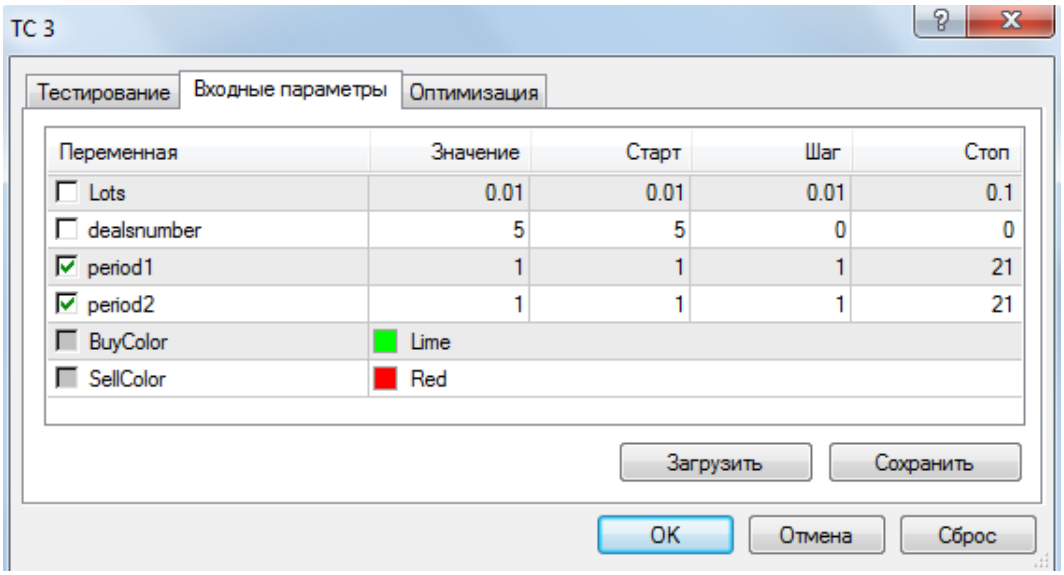

Рисунок Н.5 – Иллюстрация выбора настроек обучения советника ТС3 (оптимизируемые параметры отмечены зеленой галочкой)

Источник: Составлено автором

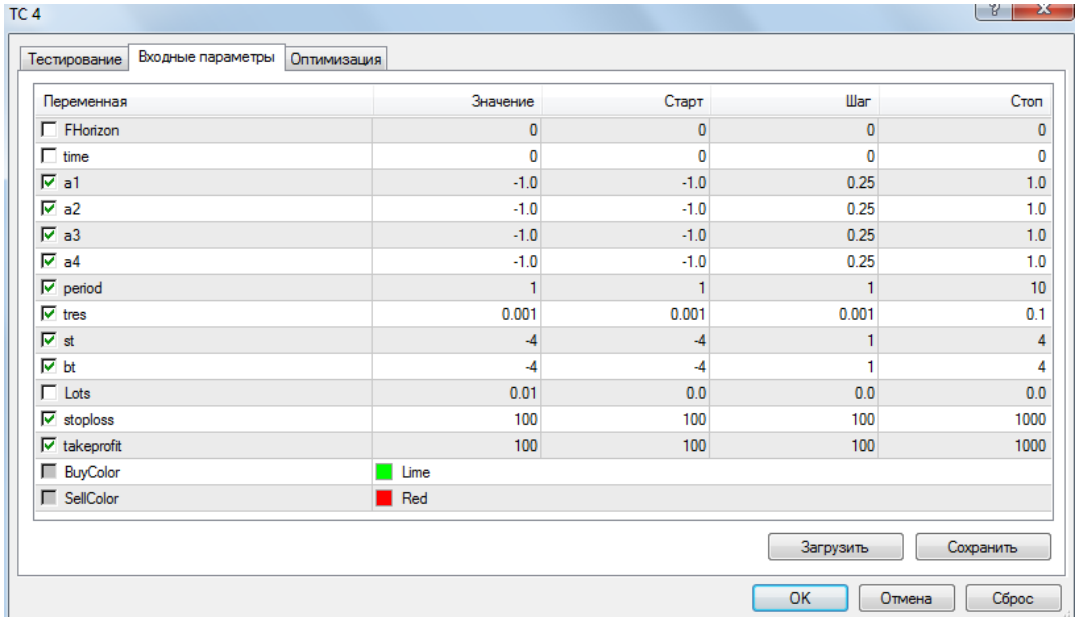

Рисунок Н.6 – Иллюстрация выбора настроек обучения советника ТС4 с неограниченным горизонтом прогнозирования

(оптимизируемые параметры отмечены зеленой галочкой)

Источник: Составлено автором

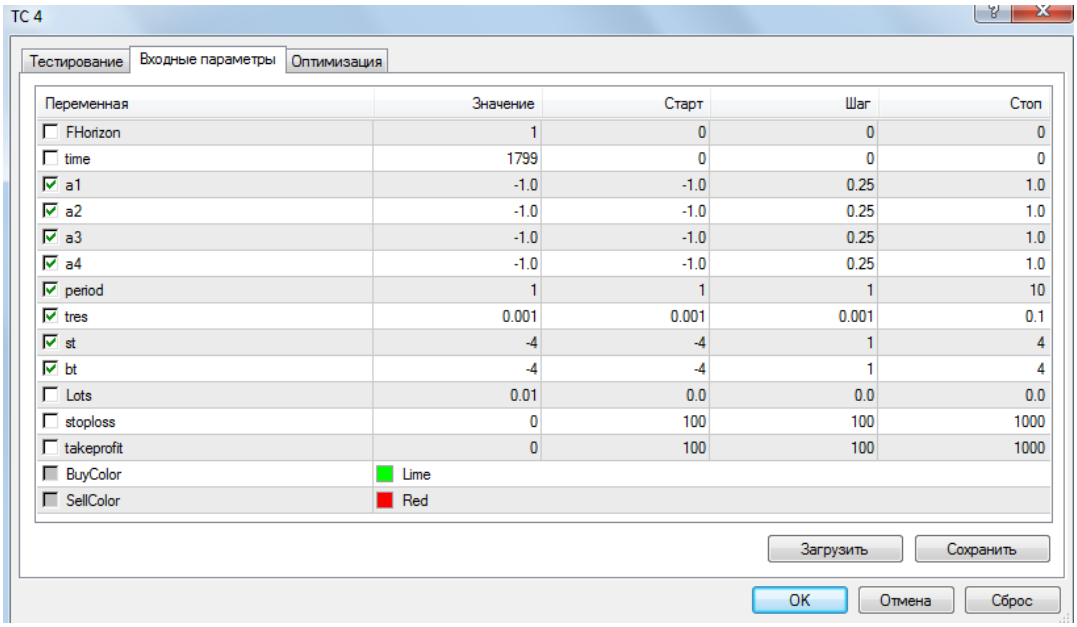

Рисунок Н.7 – Иллюстрация выбора настроек обучения советника ТС4 с ограниченным горизонтом прогнозирования
(оптимизируемые параметры отмечены зеленой галочкой)

Источник: Составлено автором

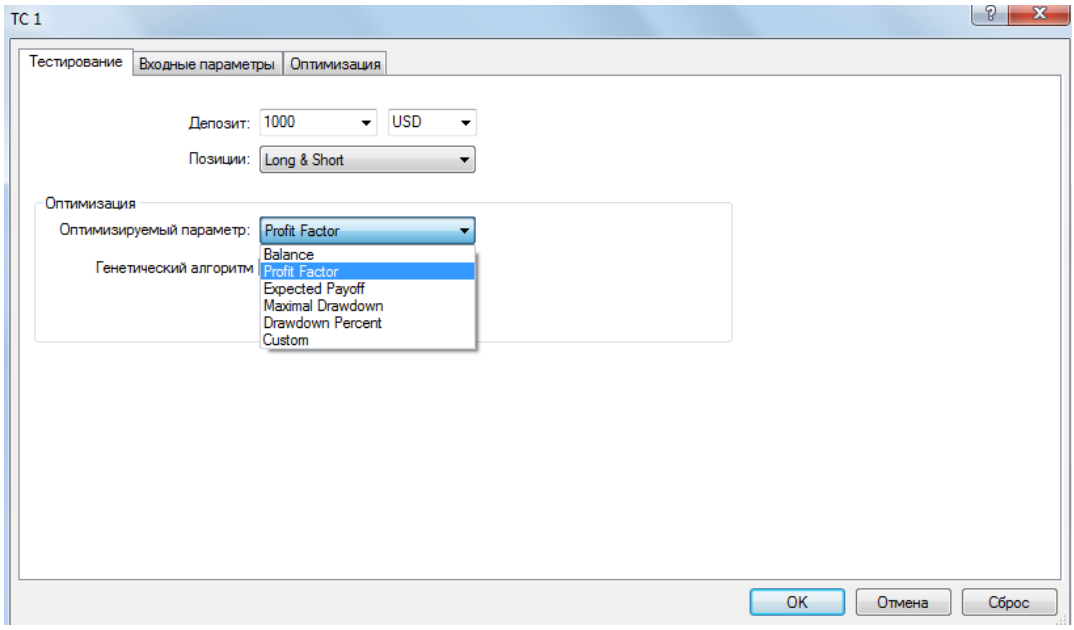

Рисунок Н.8 – Иллюстрация выбора целевой функции оптимизации генетическим алгоритмом платформы МТ 4

Источник: Составлено автором

Проход	Прибыль	Всего сделок	Прибыльность	Матожидание...	Просадка $	Просадка %	Результат OnT...	Входные параметры
689	80.30	121	1.90	0.66	24.36	2.30	4	a1=0.11; a2=0.49; a3=-0.54; st=0.34; bt=-2.75; tres=0.076; period=10; stoploss=500; takeprofit=1000; F...
486	79.89	118	1.87	0.68	27.39	2.58	3	a1=0.11; a2=0.49; a3=-0.54; st=0.34; bt=-2.75; tres=0.076; period=10; stoploss=600; takeprofit=600; F...
388	78.17	144	1.78	0.54	24.81	2.34	3	a1=0.11; a2=0.49; a3=-0.54; st=0.34; bt=-2.75; tres=0.076; period=10; stoploss=500; takeprofit=300; F...
651	73.88	122	1.76	0.61	27.42	2.59	3	a1=0.11; a2=0.49; a3=-0.54; st=0.34; bt=-2.75; tres=0.076; period=10; stoploss=600; takeprofit=500; F...
222	68.04	281	1.58	0.24	16.72	1.59	5	a1=0.1; a2=0.77; a3=-0.25; st=0.47; bt=0.85; tres=0.0735; period=9; stoploss=500; takeprofit=100; FHo...
170	67.79	115	1.74	0.59	24.32	2.32	3	a1=0.11; a2=0.49; a3=-0.54; st=0.34; bt=-2.75; tres=0.076; period=9; stoploss=500; takeprofit=600; FH...
530	67.36	278	1.61	0.24	14.10	1.31	6	a1=0.81; a2=-0.06; a3=-0.58; st=-1.01; bt=-1.68; tres=0.0158; period=2; stoploss=900; takeprofit=1000;...
374	67.19	115	1.73	0.58	24.32	2.32	3	a1=0.11; a2=0.49; a3=-0.54; st=0.34; bt=-2.75; tres=0.076; period=9; stoploss=500; takeprofit=700; FH...
729	65.44	115	1.71	0.57	24.32	2.33	3	a1=0.11; a2=0.17; a3=-0.54; st=0.34; bt=-2.75; tres=0.076; period=9; stoploss=500; takeprofit=1000; F...
136	65.44	115	1.71	0.57	24.32	2.33	3	a1=0.11; a2=0.49; a3=-0.54; st=0.34; bt=-2.75; tres=0.076; period=9; stoploss=500; takeprofit=1000; F...
334	65.36	135	1.60	0.48	19.14	1.84	4	a1=0.18; a2=0.99; a3=-0.35; st=0.86; bt=-0.94; tres=0.0971; period=8; stoploss=200; takeprofit=900; F...
407	65.00	259	1.51	0.25	16.80	1.62	4	a1=0.83; a2=0.26; a3=-0.65; st=-0.78; bt=-1.33; tres=0.0063; period=2; stoploss=600; takeprofit=900; F...
542	64.55	123	1.63	0.52	23.05	2.20	3	a1=0.1; a2=0.77; a3=-0.25; st=0.47; bt=0.85; tres=0.0735; period=9; stoploss=500; takeprofit=500; FHo...
110	60.82	118	1.64	0.52	24.32	2.33	3	a1=0.1; a2=0.77; a3=-0.25; st=0.47; bt=0.85; tres=0.0735; period=9; stoploss=500; takeprofit=900; FHo...
207	60.72	140	1.55	0.43	19.20	1.85	4	a1=0.5; a2=0.5; a3=-0.35; st=0.86; bt=-0.94; tres=0.0971; period=8; stoploss=200; takeprofit=900; FHo...
2944	60.00	250	1.45	0.24	21.35	2.04	3	a1=1; a2=1; a3=-1; st=0.79; bt=-2.72; tres=0.0156; period=8; stoploss=400; takeprofit=200; FHorizon=...
434	59.56	341	1.35	0.17	19.50	1.89	3	a1=-0.03; a2=-0.76; a3=-0.31; st=-0.56; bt=-2.36; tres=0.012; period=4; stoploss=100; takeprofit=800; ...
276	59.42	117	1.60	0.51	32.82	3.13	2	a1=0.1; a2=0.77; a3=-0.83; st=0.47; bt=-1.39; tres=0.0857; period=9; stoploss=600; takeprofit=400; FH...
551	58.83	97	1.68	0.61	21.04	2.01	3	a1=0.6; a2=0.54; a3=-0.26; st=-0.02; bt=1.29; tres=0.0705; period=10; stoploss=700; takeprofit=300; F...

Рисунок Н.9 – Иллюстрация выбора сценария после процедуры обучения на примере советника ТС1

Источник: Составлено автором

Баров в истории	2009	Смоделировано тиков	3016	Качество моделирования	n/a
Ошибки рассогласования графиков	0				
Начальный депозит	1000.00			Спред	5
Чистая прибыль	25.63	Общая прибыль	59.18	Общий убыток	-33.55
Прибыльность	1.76	Матожидание выигрыша	0.61		
Абсолютная просадка	1.50	Максимальная просадка	16.50 (1.60%)	Относительная просадка	1.60% (16.50)
Всего сделок	42	Короткие позиции (% выигравших)	22 (59.09%)	Длинные позиции (% выигравших)	20 (70.00%)
		Прибыльные сделки (% от всех)	27 (64.29%)	Убыточные сделки (% от всех)	15 (35.71%)
	Самая большая	прибыльная сделка	6.40	убыточная сделка	-8.14
	Средняя	прибыльная сделка	2.19	убыточная сделка	-2.24
	Максимальное количество	непрерывных выигрышей (прибыль)	7 (14.15)	непрерывных проигрышей (убыток)	3 (-0.57)
	Макс.	непрерывная прибыль (число выигрышей)	14.15 (7)	непрерывный убыток (число проигрышей)	-9.10 (2)
	Средний	непрерывный выигрыш	2	непрерывный проигрыш	2

Рисунок Н.10 – Иллюстрация работы советника ТС1

Источник: Составлено автором

Приложение П

(справочное)

Таблица П.1 – Результаты тестирования обученного советника ТС1 в режиме ограниченного горизонта прогнозирования. Период обучения – 10 месяцев*

Обучающее множество (01.01.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Количество сделок	Верные прогнозы, %	Коэффициент роста g	Доход E, ед.
Прибыль	22,01	9,79	2,25	4	50,00%	-0,05	-0,20
Прибыль	21,79	9,53	2,29	7	85,71%	0,63	4,40
Прибыль	21,66	7,11	3,05	5	40,00%	-0,24	-1,20
Прибыль	21,12	6,27	3,37	6	83,33%	0,58	3,50
Прибыль	20,96	7,50	2,79	5	80,00%	0,52	2,60
Прибыль	19,40	5,30	3,66	4	100,00%	0,90	3,60
Прибыль	18,96	3,00	6,32	4	100,00%	0,90	3,60
Прибыль	18,50	4,03	4,59	3	100,00%	0,90	2,70
Прибыль	18,41	9,79	1,88	4	50,00%	-0,05	-0,20
Прибыль	17,67	4,19	4,22	4	50,00%	-0,05	-0,20
Прибыльность	5,53	0,10	55,30	0	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	4,92	0,10	49,20	0	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	4,33	0,10	43,30	0	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	9,87	0,16	61,69	1	0,00%	-1,00	-1,00
Прибыльность	3,72	0,10	37,20	0	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	5,83	0,16	36,44	0	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	5,47	0,16	34,19	0	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	4,73	0,16	29,56	0	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	2,93	0,10	29,30	0	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	4,27	0,16	26,69	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	5,02	0,00	–	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	2,42	0,00	–	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	4,43	0,00	–	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	3,72	0,10	37,20	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	3,3	0,00	–	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	4,92	0,10	49,20	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	4,79	0,00	–	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	3,03	0,00	–	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	4,33	0,10	43,30	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	4,27	0,16	26,69	0	0,00%	-1,00	0,00

* Источник: Составлено автором

Таблица П.2 – Период обучения – 3 месяца*

Обучающее множество (01.08.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Количество сделок	Верные прогнозы, %	Коэффициент роста g	Доход E, ед.
Прибыль	50,54	15,11	3,34	411	48,42%	-0,08	-32,89
Прибыль	43,33	14,07	3,08	415	49,40%	-0,06	-25,48
Прибыль	40,17	4,63	8,68	75	44,00%	-0,16	-12,30
Прибыль	36,74	17,69	2,08	397	49,87%	-0,05	-20,83
Прибыль	32,39	13,66	2,37	205	53,66%	0,02	4,01
Прибыль	32,35	7,70	4,20	53	52,83%	0,00	0,20
Прибыль	28,90	20,79	1,39	388	52,32%	-0,01	-2,30
Прибыль	28,68	17,54	1,64	389	50,39%	-0,04	-16,57
Прибыль	28,04	9,75	2,88	88	47,73%	-0,09	-8,20
Прибыль	24,69	17,26	1,43	292	53,08%	0,01	2,49
Прибыльность	0,78	0,04	19,50	1	0,00%	-1,00	-1,00
Прибыльность	1,32	0,08	16,50	0,00	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	1,20	0,08	15,00	0,00	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	2,66	0,25	10,64	3	66,67%	0,27	0,80
Прибыльность	2,58	0,25	10,32	3	66,67%	0,27	0,80
Прибыльность	1,46	0,15	9,73	0	0,00%	-1,00	0,00
Прибыльность	2,78	0,25	11,12	5	60,00%	0,14	0,70
Прибыльность	2,53	0,25	10,12	4	75,00%	0,43	1,70
Прибыльность	2,43	0,25	9,72	3	66,67%	0,27	0,80
Прибыльность	1,70	0,39	4,36	2	100,00%	0,90	1,80
Матожидание	3,29	0,00	–	1	0,00%	-1,00	-1,00
Матожидание	2,16	0,00	–	1	0,00%	-1,00	-1,00
Матожидание	1,05	0,00	–	2	100,00%	0,90	1,80
Матожидание	2,09	0,00	–	2	100,00%	0,90	1,80
Матожидание	2,33	0,00	–	2	100,00%	0,90	1,80
Матожидание	0,76	0,00	–	0	0,00%	-1,00	0,00
Матожидание	1,28	0,00	–	1	100,00%	0,90	0,90
Матожидание	3,73	1,61	2,32	2	50,00%	-0,05	-0,10
Матожидание	2,46	0,83	2,96	1	0,00%	-1,00	-1,00
Матожидание	1,70	0,39	4,36	2	100,00%	0,90	1,80

* Источник: Составлено автором

Таблица П.3 – Период обучения – 1 месяц*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Количество сделок	Верные прогнозы, %	Коэффициент роста g	Доход E, ед.
Прибыль	17,19	7,67	2,24	318	54,72%	0,04	12,62

Продолжение таблицы П.3

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Количество сделок	Верные прогнозы, %	Коэффициент роста g	Доход E, ед.
Прибыль	13,9	5,41	2,57	285	55,44%	0,05	15,21
Прибыль	13,18	6,14	2,15	352	51,14%	-0,03	-9,98
Прибыль	13,08	6,85	1,91	330	51,21%	-0,03	-8,91
Прибыль	12,35	6,14	2,01	357	48,18%	-0,08	-30,20
Прибыль	11,8	3,88	3,04	213	53,99%	0,03	5,50
Прибыль	11,59	8,07	1,44	267	56,18%	0,07	18,00
Прибыль	9,54	8,07	1,18	205	53,66%	0,02	4,01
Прибыль	9,39	6,58	1,43	280	55,36%	0,05	14,52
Прибыль	8,33	7,23	1,15	272	50,74%	-0,04	-9,78
Прибыльность	2,06	0,05	41,20	9	33,33%	-0,37	-3,30
Прибыльность	1,57	0,05	31,40	6	16,67%	-0,68	-4,10
Прибыльность	4,28	0,18	23,78	15	66,67%	0,27	4,00
Прибыльность	1,18	0,05	23,60	3	66,67%	0,27	0,80
Прибыльность	4,05	0,18	22,50	15	73,33%	0,39	5,90
Прибыльность	3,62	0,18	20,11	13	76,92%	0,46	6,00
Прибыльность	2	0,06	33,33	10	40,00%	-0,24	-2,40
Прибыльность	0,83	0,05	16,60	4	100,00%	0,90	3,60
Прибыльность	2,98	0,18	16,56	9	55,56%	0,06	0,50
Прибыльность	2,47	0,18	13,72	10	80,00%	0,52	5,20
Матожидание	4,05	0,18	22,50	15	73,33%	0,39	5,90
Матожидание	0,57	0,00	–	2	0,00%	-1,00	-2,00
Матожидание	4,28	0,18	23,78	15	66,67%	0,27	4,00
Матожидание	2,04	0,18	11,33	9	44,44%	-0,16	-1,40
Матожидание	2,98	0,18	16,56	9	55,56%	0,06	0,50
Матожидание	0,49	0,00	–	3	0,00%	-1,00	-3,00
Матожидание	2,27	0,18	12,61	10	80,00%	0,52	5,20
Матожидание	2,12	0,18	11,78	9	44,44%	-0,16	-1,40
Матожидание	2,47	0,18	13,72	10	80,00%	0,52	5,20
Матожидание	4,34	0,21	20,67	18	72,22%	0,37	6,70

∗ Источник: Составлено автором

Приложение Р

(обязательное)

Таблица Р.1 – Иллюстрация выбора наилучших сценариев для советника ТС1 в режиме ограниченного горизонта прогнозирования. Целевая функция оптимизации – «balance»*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Количество сделок	Верные прогнозы, %	Коэффициент роста g	Доход E, ед.
Прибыль	15,27	7,67	1,99	324	55,56%	0,06	18,03
Прибыль	16,32	7,67	2,13	318	54,72%	0,04	12,62
Прибыль	15,00	5,53	2,71	210	55,71%	0,06	12,28
Прибыль	14,78	4,17	3,54	220	51,82%	-0,02	-3,39
Прибыль	15,13	4,20	3,60	230	50,87%	-0,03	-7,70
Прибыль	15,90	4,17	3,81	222	51,80%	-0,02	-3,51
Прибыль	15,95	4,17	3,82	223	52,02%	-0,01	-2,59
Прибыль	16,04	4,17	3,85	208	50,00%	-0,05	-10,40
Прибыль	16,63	4,17	3,99	220	51,82%	-0,02	-3,39
Прибыль	18,05	4,17	4,33	216	51,85%	-0,01	-3,21

* Источник: Составлено автором

Таблица Р.2 – Целевая функция оптимизации – «drawdown percent»*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Количество сделок	Верные прогнозы, %	Коэффициент роста g	Доход E, ед.
Прибыль	9,54	9,39	1,02	325	54,15%	0,03	9,38
Прибыль	12,20	9,19	1,33	186	50,54%	-0,04	-7,39
Прибыль	12,39	9,21	1,35	265	56,60%	0,08	19,98
Прибыль	12,28	9,11	1,35	286	50,54%	-0,04	-11,37
Прибыль	13,11	8,79	1,49	343	53,06%	0,01	2,79
Прибыль	12,94	8,44	1,53	189	50,26%	-0,05	-8,52
Прибыль	10,80	5,69	1,90	236	50,42%	-0,04	-9,92
Прибыль	11,71	5,68	2,06	282	56,03%	0,06	18,21
Прибыль	13,24	6,19	2,14	200	49,50%	-0,06	-11,90
Прибыль	10,97	4,00	2,74	263	55,89%	0,06	16,28

* Источник: Составлено автором

Таблица Р.3 – Целевая функция оптимизации – «expected payoff»*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Количествово сделок	Верные прогнозы, %	Коэффициент роста g	Доход E, ед.
Прибыль	13,11	8,79	1,49	343	53,06%	0,01	2,79
Прибыль	13,60	7,17	1,90	258	54,65%	0,04	9,89
Прибыль	13,91	7,17	1,94	229	56,33%	0,07	16,09
Прибыль	16,32	7,67	2,13	318	54,72%	0,04	12,62
Прибыль	13,22	6,14	2,15	352	51,14%	-0,03	-9,98
Прибыль	14,59	6,59	2,21	301	54,82%	0,04	12,52
Прибыль	17,51	6,59	2,66	306	54,25%	0,03	9,41
Прибыль	13,28	4,18	3,18	215	53,49%	0,02	3,51
Прибыль	14,78	4,17	3,54	220	51,82%	-0,02	-3,39
Прибыль	16,04	4,17	3,85	208	50,00%	-0,05	-10,40

* Источник: Составлено автором

Таблица Р.4 – Целевая функция оптимизации – «profit factor»*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Просадка, долл.	Баланс	Количество сделок	Верные прогнозы, %	Коэффициент роста g	Доход E, ед.
Прибыль	9,87	8,03	1,23	380	53,68%	0,02	7,57
Прибыль	13,19	10,26	1,29	249	57,43%	0,09	22,70
Прибыль	10,64	8,06	1,32	304	54,28%	0,03	9,52
Прибыль	11,29	8,07	1,40	270	56,30%	0,07	18,82
Прибыль	11,37	8,07	1,41	213	54,46%	0,03	7,40
Прибыль	11,61	7,73	1,50	355	54,37%	0,03	11,73
Прибыль	14,32	9,26	1,55	253	55,34%	0,05	13,02
Прибыль	12,10	7,75	1,56	274	59,49%	0,13	35,70
Прибыль	11,40	3,53	3,23	168	48,81%	-0,07	-12,20
Прибыль	17,61	4,86	3,62	228	56,58%	0,08	17,10

* Источник: Составлено автором

Приложение С

(справочное)

Таблица С.1 – Результаты тестирования обученного советника ТС1 в режиме неограниченного горизонта прогнозирования. Период обучения – 10 месяцев*

Обучающее множество (01.01.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.
Прибыль	91,52	54	31,87	2,87	-9,20	1	9,20
Прибыль	89,57	53	31,87	2,81	-9,20	1	9,20
Прибыль	86,73	52	39,23	2,21	-9,20	1	9,20
Прибыль	79,36	84	41,95	1,89	-4,41	5	11,57
Прибыль	79,21	646	63,66	1,24	-23,80	55	23,80
Прибыль	78,83	39	22,95	3,43	-6,21	1	7,56
Прибыль	78,62	33	25,80	3,05	-4,06	1	5,41
Прибыль	78,30	31	23,11	3,39	-6,70	1	8,05
Прибыль	73,28	155	39,51	1,85	-2,46	6	8,43
Прибыль	71,64	27	25,72	2,79	-6,21	1	7,50
Прибыльность	18,80	5	16,91	1,11	0,00	0	0,00
Прибыльность	18,13	4	18,67	0,97	0,00	0	0,00
Прибыльность	18,01	4	16,79	1,07	0,00	0	0,00
Прибыльность	17,69	4	9,65	1,83	0,00	0	0,00
Прибыльность	17,81	4	12,35	1,44	0,00	0	0,00
Прибыльность	17,79	4	12,20	1,46	0,00	0	0,00
Прибыльность	43,48	13	16,83	2,58	-9,20	1	9,20
Прибыльность	43,15	13	23,08	1,87	-9,20	1	9,20
Прибыльность	52,52	16	19,46	2,70	-9,20	1	9,20
Прибыль-ность	52,47	16	19,46	2,70	-9,20	1	9,20
Матожидание	18,17	2	10,13	1,79	0,00	0	0,00
Матожидание	18,16	2	10,14	1,79	0,00	0	0,00
Матожидание	18,16	2	10,13	1,79	0,00	0	0,00
Матожидание	9,03	1	7,86	1,15	0,00	0	0,00
Матожидание	9,03	1	5,77	1,56	0,00	0	0,00
Матожидание	9,03	1	5,78	1,56	0,00	0	0,00
Матожидание	9,02	1	5,78	1,56	0,00	0	0,00
Матожидание	26,70	3	8,09	3,30	0,00	0	0,00
Матожидание	17,76	2	4,18	4,25	0,00	0	0,00
Матожидание	17,70	2	5,78	3,06	0,00	0	0,00

* Источник: Составлено автором

Таблица С.2 – Период обучения – 3 месяца*

Обучающее множество (01.08.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.
Прибыль	44,65	7	10,18	4,39	4,83	1	4,45
Прибыль	44,65	56	21,01	2,13	9,06	14	14,41
Прибыль	44,61	9	18,26	2,44	6,27	1	2,98
Прибыль	38,70	23	24,05	1,61	3,71	5	5,79
Прибыль	38,64	42	15,80	2,45	2,18	2	2,03
Прибыль	38,48	16	35,50	1,08	-18,02	3	19,51
Прибыль	38,28	44	14,69	2,61	3,22	5	10,67
Прибыль	38,07	18	26,38	1,44	-18,53	5	27,15
Прибыль	37,67	16	34,66	1,09	-14,16	3	23,44
Прибыль	36,63	42	14,41	2,54	0,14	10	4,55
Прибыльность	17,41	3	10,17	1,71	-6,70	1	8,05
Прибльность	9,25	4	10,17	0,91	-0,35	4	0,35
Прибльность	8,29	2	10,17	0,82	6,65	2	2,60
Прибльность	8,25	3	3,43	2,41	-6,70	1	8,05
Прибльность	8,21	3	3,43	2,39	-6,70	1	8,05
Прибльность	7,93	2	10,15	0,78	6,11	2	3,14
Прибыльность	44,65	7	10,18	4,39	4,83	1	4,45
Прибльность	7,89	4	10,17	0,78	-0,62	4	0,62
Прибльность	24,89	5	13,88	1,79	6,27	1	2,98
Прибльность	44,61	9	18,26	2,44	6,27	1	2,98
Матожидание	9,16	1	3,43	2,67	-6,70	1	8,05
Матожидание	9,15	1	3,43	2,67	-6,70	1	8,05
Матожидание	9,12	1	3,43	2,66	0,00	0	0,00
Матожидание	9,12	1	3,40	2,68	0,00	0	0,00
Матожидание	17,98	2	10,17	1,77	-4,06	1	5,41
Матожидание	8,93	1	9,89	0,90	-6,26	1	7,61
Матожидание	8,87	1	10,17	0,87	5,78	1	3,47
Матожидание	8,86	1	10,16	0,87	6,32	1	2,94
Матожидание	44,65	7	10,18	4,39	4,83	1	4,45
Матожидание	18,66	3	10,18	1,83	-6,70	1	8,05

* Источник: Составлено автором

Таблица С.3 – Период обучения – 1 месяц*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.
Прибыль	26,50	20	4,48	5,92	-7,17	22	15,50

Продолжение таблицы С.3

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.
Прибыль	21,90	10	10,41	2,10	-15,02	12	21,90
Прибыль	21,81	11	10,41	2,10	-21,06	15	22,07
Прибыль	21,34	49	8,52	2,50	29,28	63	3,10
Прибыль	21,25	3	7,46	2,85	2,18	2	1,28
Прибыль	19,27	6	8,72	2,21	-10,07	8	12,12
Прибыль	17,79	3	6,66	2,67	-6,70	1	8,05
Прибыль	17,76	3	6,66	2,67	2,18	2	1,94
Прибыль	17,60	2	9,96	1,77	3,63	1	5,64
Прибыль	17,52	4	9,70	1,81	-11,55	3	20,80
Прибыльность	17,43	5	6,66	2,62	-0,35	2	0,84
Прибыльность	8,72	2	6,65	1,31	5,04	6	4,21
Прибыльность	8,76	4	6,66	1,32	-0,96	8	1,03
Прибыльность	9,18	4	6,65	1,38	6,28	8	2,97
Прибыльность	8,58	2	6,66	1,29	-0,65	6	1,03
Прибыльность	8,32	3	6,65	1,25	-0,39	8	0,77
Прибыльность	16,73	5	6,66	2,51	2,16	2	0,64
Прибыльность	8,31	5	6,66	1,25	-0,70	10	0,77
Прибыльность	8,44	3	4,92	1,72	2,18	2	1,94
Прибыльность	16,24	7	9,98	1,63	-1,61	3	3,48
Матожидание	8,84	1	9,96	0,89	-2,71	2	11,96
Матожидание	8,81	1	9,99	0,88	-8,93	3	20,12
Матожидание	17,60	2	9,96	1,77	3,63	1	5,64
Матожидание	8,77	1	6,65	1,32	6,74	1	2,51
Матожидание	17,45	2	6,66	2,62	2,18	2	1,94
Матожидание	17,44	2	6,65	2,62	-0,35	2	0,84
Матожидание	17,42	2	6,66	2,62	-6,70	1	8,05
Матожидание	17,41	2	6,65	2,62	-0,35	2	0,84
Матожидание	8,69	1	4,92	1,77	-6,70	1	8,05
Матожидание	8,68	1	4,92	1,76	-6,70	1	8,05

∗ Источник: Составлено автором

Приложение Т

(обязательное)

Таблица Т.1 – Иллюстрация выбора наилучших сценариев для советника ТС1 в режиме неограниченного горизонта прогнозирования. Целевая функция оптимтизации – «balance»*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.
Прибыль	23,90	51	10,54	2,27	8,73	61	5,11
Прибыль	21,09	3	7,45	2,83	2,18	2	1,94
Прибыль	22,56	19	7,46	3,02	0,81	13	11,41
Прибыль	22,68	3	7,47	3,04	-10,27	2	11,76
Прибыль	22,69	3	7,47	3,04	-10,27	2	11,76
Прибыль	22,70	3	7,47	3,04	8,75	2	0,24
Прибыль	22,96	6	7,54	3,05	5,14	6	2,77
Прибыль	22,86	18	7,46	3,06	0,81	13	11,41
Прибыль	23,26	5	7,54	3,08	10,75	5	2,77
Прибыль	23,46	4	7,46	3,14	2,11	4	11,78
Прибыль	23,90	51	10,54	2,27	8,73	61	5,11

* Источник: Составлено автором

Таблица Т.2 – Целевая функция оптимтизации – «drawdown percent»*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.
Прибыль	18,65	5	11,72	1,59	9,45	4	3,43
Прибыль	19,35	5	11,73	1,65	-1,10	5	11,49
Прибыль	19,35	5	11,39	1,70	-5,47	6	11,80
Прибыль	17,51	4	9,70	1,81	-2,86	4	12,11
Прибыль	17,61	2	6,69	2,63	-8,92	2	10,40
Прибыль	17,62	2	6,69	2,63	-10,26	2	11,75
Прибыль	17,79	3	6,66	2,67	-6,70	1	8,05
Прибыль	19,08	6	7,07	2,70	-9,00	5	15,26
Прибыль	20,33	12	7,11	2,86	-18,99	12	20,46
Прибыль	25,12	4	7,46	3,37	-5,90	5	11,48
Прибыль	18,65	5	11,72	1,59	9,45	4	3,43

* Источник: Составлено автором

Таблица Т.3 – Целевая функция оптимтизации – «expected payoff»*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.
Прибыль	20,52	36	12,70	1,62	25,60	48	3,10
Прибыль	19,35	5	11,39	1,70	-0,84	6	11,80
Прибыль	19,37	5	11,39	1,70	-6,25	6	11,78
Прибыль	19,42	5	11,39	1,71	0,66	5	11,78
Прибыль	20,54	5	10,07	2,04	-6,25	6	11,48
Прибыль	21,13	8	9,29	2,27	10,66	8	1,64
Прибыль	21,92	5	8,50	2,58	11,42	6	4,57
Прибыль	21,08	3	7,45	2,83	2,18	2	1,94
Прибыль	22,55	5	7,46	3,02	-4,56	5	11,48
Прибыль	23,82	4	7,46	3,19	-5,90	5	11,78
Прибыль	20,52	36	12,70	1,62	25,6	48	3,10

* Источник: Составлено автором

Таблица Т.4 – Целевая функция оптимтизации – «profit factor»*

Обучающее множество (01.10.17 – 31.10.17)				Тестовое множество (01.11.17 – 30.11.17)			
Метод сортировки	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.	Баланс	Прибыль, долл.	Количество сделок	Просадка, долл.
Прибыль	18,78	6	11,73	1,60	9,46	4	2,67
Прибыль	19,02	6	11,73	1,62	-7,33	8	11,22
Прибыль	19,32	5	11,73	1,65	-7,33	8	11,22
Прибыль	19,05	6	11,39	1,67	-3,28	8	11,22
Прибыль	17,86	6	7,54	2,37	5,14	6	2,77
Прибыль	19,36	39	7,47	2,59	1,95	20	8,98
Прибыль	20,74	8	7,46	2,78	2,18	2	1,28
Прибыль	21,07	3	7,45	2,83	2,09	4	11,49
Прибыль	20,33	12	7,11	2,86	-23,22	12	24,00
Прибыль	28,99	48	8,41	3,45	29,95	59	3,10
Прибыль	18,78	6	11,73	1,60	9,46	4	2,67

* Источник: Составлено автором

Приложение У

(справочное)

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2018610604

Алгоритмический волновой торговый советник

Правообладатель: ***Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова» (RU)***

Авторы: ***Мусин Артур Рустамович (RU),***
Сорокин Александр Сергеевич (RU)

Заявка № **2017661740**
Дата поступления **15 ноября 2017 г.**
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ ***12 января 2018 г.***

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

Рисунок У.1 – Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ

Источник: Составлено автором

Приложение Ф

(справочное)

Таблица Ф.1 – MQL код торгового советника ТС4*

```
#property copyright "Musin Artur" #property link  amusin@nes.ru #property version   "1.00" #property strict
//--- input parameters
#define MAGICMA  4
input int FHorizon, time; input double a1,a2,a3,a4; input int period; input double tres; input int st,bt; input double Lots; input int stoploss,takeprofit;
input color    BuyColor=clrLime; input color    SellColor=clrRed;
#include <stderror.mqh> #include <stdlib.mqh>

void start(){
if(Bars<1 || IsTradeAllowed()==false) return; if (CalculateCurrentOrdersBuy()==0 && CalculateCurrentOrdersSell()==0){
if(Model()==1)CheckForOpenBuy(); else if(Model()==-1)CheckForOpenSell(); return;} if (FHorizon==1){
if (Time[0]>=OrderOpenTime()+time){ if (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0) CheckForCloseBuy();
else if (CalculateCurrentOrdersSell()!=0)CheckForCloseSell();return;}}
if (FHorizon==0){ if (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0 && Model()==-1){ CheckForCloseBuy();  CheckForOpenSell();} else if
(CalculateCurrentOrdersSell()!=0 && Model()==1){ CheckForCloseSell(); CheckForOpenBuy();} return;}}

double OnTester(){
double BR; if (TesterStatistics(STAT_TRADES)!=0)
BR=NormalizeDouble(TesterStatistics(STAT_PROFIT)/TesterStatistics(STAT_BALANCE_DD),0); else BR=0; return (BR);}

double Model(){
int k; double max; double min; double dmax; double dmin; double ytyt; double ryt; double avdyt; double vol; int CCId; int direction; int techndirection;
vol=iStdDev(NULL,0,period,0,MODE_SMA,PRICE_MEDIAN,1);  if (vol<tres) {k++;avdyt=0;ytyt=0;ryt=0;}  else {
double yr1=iMA(NULL,0,13,0,MODE_EMA,PRICE_MEDIAN,0);
double yr2=iMA(NULL,0,13,0,MODE_EMA,PRICE_MEDIAN,1);
double yr3=iMA(NULL,0,13,0,MODE_EMA,PRICE_MEDIAN,2);
double yr4=iMA(NULL,0,13,0,MODE_EMA,PRICE_MEDIAN,3);
avdyt=((yr1-yr2)+(yr3-yr4))/2; ytyt=(yr1-Open[0]);
max=iHighest(NULL,0,MODE_HIGH,k,0); min=iLowest(NULL,0,MODE_LOW,k,0); dmax=MathAbs(Open[0]-max);dmin=MathAbs(Open[0]-min);
if(dmax>dmin)ryt=(max-Open[0]);else ryt=(min-Open[0]);k=1;} double CCI = iCustom(Symbol(),0,"CCI",14,0,1); if (CCI>100) CCId=-1;
else if (CCI<-100) CCId=1; if(CCId>0) techndirection=1; if(CCId<0) techndirection=-1; if(ytyt>0){ytyt=1;}if(ytyt<0){ytyt=-1;}
if(ryt>0){ryt=1;}if(ryt<0){ryt=-1;} if(avdyt>0){avdyt=1;}if(avdyt<0){avdyt=-1;}if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt+a4*techndirection>=bt) direction=1;
if (a1*ytyt+a2*ryt+a3*avdyt+a4*techndirection<=bt) direction=-1; return(direction);}

int CalculateCurrentOrdersBuy(){
int buys=0; for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++) { if(OrderSelect(i, SELECT_BY_POS)==true){
if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_BUY)  buys++;} } return(buys);}

int CalculateCurrentOrdersSell(){
int sells=0; for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++) { if(OrderSelect(i, SELECT_BY_POS)==true){
if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_SELL) sells++; }} return(sells);}

void CheckForOpenBuy(){
int    res; double SL; double TP; if(Volume[0]>1) return; if (stoploss>0)  SL=Ask-Point*stoploss;  else SL=0; if (takeprofit>0)
TP=Ask+Point*takeprofit; else TP=0;  while (CalculateCurrentOrdersBuy()==0) { if(DayOfWeek()>0) {
res=OrderSend(Symbol(),OP_BUY,Lots,Ask,100,SL,TP,"TC4",MAGICMA,0,BuyColor); if(res<0){
Print("Ошибка открытия ордера SELL #",GetLastError()); Sleep(10000); return;}} return;}}

void CheckForOpenSell(){
int    res; double SL; double TP; if(Volume[0]>1) return; if (stoploss>0) SL=Bid+Point*stoploss; else SL=0;
if (takeprofit!=0) TP=Bid-Point*takeprofit; else TP=0; while (CalculateCurrentOrdersSell()==0){
if(DayOfWeek()>0) {res=OrderSend(Symbol(),OP_SELL,Lots,Bid,100,SL,TP,"TC4",MAGICMA,0,SellColor); if(res<0){
Print("Ошибка открытия ордера SELL #",GetLastError()); Sleep(10000); return; }}  return;}}

void CheckForCloseBuy(){
while (CalculateCurrentOrdersBuy()!=0){for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++){ OrderSelect(i, SELECT_BY_POS);
if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_BUY){
 OrderClose( OrderTicket(), OrderLots(), MarketInfo(OrderSymbol(), MODE_BID), 100, SellColor ); break;} }}  return;}

void CheckForCloseSell(){
while (CalculateCurrentOrdersSell()!=0){for(int i=0; i<OrdersTotal(); i++){
OrderSelect(i, SELECT_BY_POS); if (OrderSymbol()==Symbol() && OrderMagicNumber()== MAGICMA && OrderType()==OP_SELL){
OrderClose( OrderTicket(), OrderLots(), MarketInfo(OrderSymbol(), MODE_ASK), 100, BuyColor ); break;}}}  return;}
```

* Источник: Составлено автором