

Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего профессионального образования

«Пермский государственный национальный
исследовательский университет»

На правах рукописи

Арбузов Вячеслав Олегович

**Имитационное моделирование микроструктуры фондового
рынка на основе высокочастотной и транзакционной
информации**

Специальность 08.00.13

«Математические и инструментальные методы экономики»

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель –
доктор физико-математических наук,
профессор Андрианов Д.Л.

Пермь – 2016

Оглавление

Введение.....	3
Определения, обозначения и сокращения.....	12
Глава 1. Современное состояние проблемы моделирования микроструктуры фондового рынка	13
1.1 Развитие методологических подходов к анализу финансовых рынков	13
1.2 Основные понятия микроструктуры рынка.....	19
1.3 Классификация участников фондового рынка	25
1.4 Стилизованные факты и гипотеза эффективного рынка в контексте имитационного моделирования микроструктуры рынка	36
1.5 Финансовые пузыри на рынках	41
1.6. Размер минимального изменения цены как механизм регулирования фондового рынка	47
Глава 2. Практические аспекты моделирования микроструктуры фондового рынка	53
2.1 Данные и анализ финансовых инструментов	53
2.2 Выделение высокочастотных и низкочастотных участников рынка.....	58
2.3 Имитационные модели с нулевым интеллектом	63
2.4 Имитационные модели на основе агентного подхода.....	72
2.5 Анализ систем для имитационного моделирования	85
Глава 3. Построение имитационной модели микроструктуры рынка	95
3.1 Структурный анализ и эмпирические оценки имитационной модели	95
3.2 Анализ свойств имитационной модели микроструктуры рынка	110
3.3 Валидация имитационной модели и сценарный анализ модели	119
3.4 Инструментальная реализация имитационной модели	133
Заключение	136
Список литературы	137
Приложение 1. Анализ данных.....	160
Приложение 2. Выделение высокочастотных участников рынка	170
Приложение 3. Модели с нулевым интеллектом	175
Приложение 4. Эмпирические оценки имитационной модели и ее свойства	181
Приложение 6. Анализ финансовых пузырей	211
Приложение 7. Справка о внедрении результатов диссертационной работы в образовательный процесс ФГБОУ ВПО ПГНИУ	222
Приложение 8. Справка о внедрении результатов диссертационной работы в ЗАО «ПРОГНОЗ»	223

Введение

Актуальность темы исследования. В середине 1980-х годов появились первые работы в области рыночной микроструктуры – относительно нового направления экономики, изучающего процессы взаимодействия участников при ценообразовании финансовых активов. Само понятие микроструктуры фондового рынка является многогранным и включает в себя все процессы с их характеристиками, происходящие в краткосрочном периоде на уровне взаимодействия и заключения сделок между продавцами и покупателями; иерархию участников рынка, правила проведения и остановки торгов. В процессе своей эволюции структура фондового рынка претерпела серьезные изменения, особенно с переходом современных бирж к электронным торгам. На данный момент большинство бирж функционируют на основе механизма непрерывного двойного аукциона. Основным принцип этого механизма торгов заключается в непрерывном взаимодействии покупателей и продавцов на рынке. Такое взаимодействие приводит к возникновению значительного объёма высокочастотной информации обо всех событиях в ходе торгов.

Отличительной особенностью рыночной микроструктуры является использование в исследованиях информации о динамике заявок, поступающих в двойной непрерывный аукцион, о процессах отмены заявок и о транзакциях. С развитием современных информационных технологий использование указанной информации становится доступно широкому кругу исследователей для целей конструирования имитационных моделей. Процесс развития фондового рынка и появление систем высокочастотной и алгоритмической торговли привели к существенному усложнению типологии рыночных участников, их стратегий поведения и более сложному взаимодействию между покупателями и продавцами на фондовом рынке. В свете этого имитационные модели, позволяющие учитывать сложность взаимодействия между покупателями и продавцами, а также реакцию участников на изменения правил торгов, становятся всё более востребованными.

Большинство существующих имитационных моделей фондового рынка не учитывают эмпирического поведения участников рынка (семейство моделей «*SF-ASM*»), иерархию участников фондового рынка (модели с «нулевым интеллектом»), «длинную память» в процессах отмены заявок и влияние изменения шага цены (синонимы: «размер тика» и «минимальное изменение цены») на свойства потока поступающих заявок. Для построения более качественных имитационных моделей и выявления структурных изменений при регулировании фондового рынка необходимо опираться на эмпирические данные о взаимодействии участников рынка. В связи с этим актуальной становится проблема построения имитационных моделей на основе реальных данных о торгах (в том числе и высокочастотных) с возможностью учета регулирующих воздействий на рынок.

Степень разработанности проблемы

Вопросам развития направления рыночной микроструктуры были посвящены работы: Д.Фармера [108, 109, 110, 111], Ф. Абергеля [80, 81], Ф. Лилло [150, 151, 152, 153], А. Кайла [137], Д. Сорнетте [194], М. О'Хара [168], Р.Н. Мантегна [161], Р. Конта [92], В.Ю. Королева [27], Б.И. Алехина [1], В.А. Филимонова [196], В.Н. Пырлика [37], С. Стойкова [199], О. Бондаренко [68], С.В. Ивлиева [13], А.С. Федерякова [48], В.В. Науменко [15].

Проблемы применения подхода, при котором фондовый рынок рассматривался как стохастический процесс, с определенными типами событий имеющих статистические характеристики изучались в работах: В.Ю. Королева [27], С. Маслова [162], Д. Шаллета [84], М.Г. Даниелса [95, 96, 97], Д.Д. Фармера [109], С. Майка [165], Ф. Сланиной [190], М. Раберто [172], С. Цинкотти [90], Р. Конта [92], Ф. Лилло [153].

Проблемы выделения определенных классов участников на рынке рассматривались в работах А.А. Кириленко [137], А.С. Кайла [137], Т. Тузуна [137], А. Чакраборти [80, 81], Е. Моро [152], М. Самади [137], Ф. Лилло [151], Р.Н. Мантегна [161], А.С. Федерякова [48], А. Обижаевой [168].

Проблемами регулирования и моделирования фондового рынка занимались В.В. Давнис [19, 20], А.И. Болвачев [16], Н.И. Берзон [16], С.Н. Смирнов [15], Г.И. Пеникас [35], А.В. Леонидов [30], О.Е. Кудрявцев [28], Ю.Н. Журавлева [22, 23], А.Ю. Кузьмин [29], Е.А. Федорова [49], Е.С. Микова [32].

Однако проблема оценки влияния регулирования фондового рынка на взаимодействия участников в процессе ценообразования в научной среде недостаточно изучена и нуждается в дополнительных исследованиях.

В связи с этим становится востребованным расширение области исследования в сторону применения имитационных моделей учитывающих внутреннюю иерархию участников торгов и сложные внутрисистемные взаимодействия (микроструктуру) в процессе ценообразования.

Объектом исследования является фондовый рынок, функционирующий на основе механизма двойного непрерывного аукциона.

Предметом исследования выступают экономические процессы, возникающие в результате взаимодействия участников торгов и отражаемые в высокочастотной и транзакционной информации.

Цель и задачи исследования. Целью данной работы является развитие экономико-математического аппарата и методов его применения к построению имитационных моделей микроструктуры фондового рынка со сложной внутренней иерархией участников торгов с использованием высокочастотной и транзакционной информации. Для достижения данной цели были поставлены следующие задачи:

- Развить экономико-математические подходы к построению имитационных моделей фондового рынка, учитывающих внутреннюю иерархию участников торгов и сложные внутрисистемные взаимодействия участников (микроструктуру) в процессе ценообразования.
- Разработать спецификацию модели отмены заявок для различных классов участников торгов, которая отражает особенности не пуассоновского

процесса отмен заявок для финансовых инструментов с различным минимальным изменением цены.

- Создать программный комплекс, развивающий систему поддержки принятия решений в области регулирования правил проведения торгов на фондовом рынке, функционирующем на основе механизма двойного непрерывного аукциона.

Теоретическая и методологическая основа исследования.

Теоретическую и методологическую основу исследования составляют труды отечественных и зарубежных ученых. При проведении исследования были использованы методы системного анализа, статистической обработки данных, экономико-математического моделирования, агентного моделирования, численные методы, инструменты программных продуктов R, Oracle, Qt.

Информационную базу исследования составили высокочастотные и транзакционные данные о фондовой секции Московской и Сингапурской бирж за период с января 2012 по декабрь 2012 г., данные о размере минимального изменения цены, а также аналитические материалы, публикуемые в периодической печати.

Научная новизна диссертационной работы заключается в следующем:

- 1) Развита экономико-математические подходы к построению имитационных моделей, учитывающие внутреннюю иерархию участников торгов и микроструктуру фондового рынка, которые в отличие от существующих аналогов способны учитывать поправки в правилах проведения торгов со стороны регулятора в области изменения размера шага цены, и ограничения или преференции для определенного класса участников рынка (П. 2.2 *«Конструирование имитационных моделей как основы экспериментальных машинных комплексов и разработка моделей экспериментальной экономики для анализа деятельности сложных социально-экономических систем и определения эффективных направлений развития социально-экономической и финансовой сфер»*, глава 2, параграф 2.2, стр. 57–62, глава 3, параграфы 3.1, 3.2, стр. 94–117).

2) Впервые разработана и обоснована спецификация модели отмены заявок для различных классов участников торгов, отражающая особенности не пуассоновского процесса отмен заявок для финансовых инструментов с различным минимальным изменением цены (*II. 1.6 «Математический анализ и моделирование процессов в финансовом секторе экономики, развитие метода финансовой математики и актуарных расчетов», глава 3, параграфы 3.1, 3.2, стр. 99–107, стр. 112–113).*

3) Создан новый программный комплекс, развивающий систему поддержки принятия решений в области регулирования процессов проведения торгов на фондовом рынке, функционирующем на основе механизма двойного непрерывного аукциона. В отличие от существующих аналогов построенный комплекс позволяет оценивать влияние регулирования на взаимодействие участников в процессе ценообразования и проводить процедуру валидации построенных моделей (*II. 2.3 «Разработка систем поддержки принятия решений для рационализации организационных структур и оптимизации управления экономикой на всех уровнях», глава 3, параграф 3.4, стр. 132–134).*

Теоретическая значимость результатов работы диссертации заключается в постановке и решении важной для экономики проблемы оценки и прогнозирования последствий регулирования фондовых рынков и разработке новых инструментов для поддержки принятия решений в области регулирования правил проведения торгов.

Практическая значимость диссертации состоит в том, что полученные результаты могут быть использованы регулирующими органами финансового рынка (центральными банками, денежно-кредитными управлениями, комиссиями по ценным бумагам) в рамках оценки последствий регулирования фондовых рынков, участниками финансовых рынков при принятии инвестиционных решений, инвестиционными компаниями при анализе влияния исполнения крупных заявок на возникающие трансакционные издержки. Построенная имитационная модель применена в качестве

дополнительного инструмента при анализе последствий регулирования фондового рынка денежно-кредитным управлением Сингапура.

Результаты исследований автора используются при чтении лекций, проведении практических занятий и лабораторных работ по дисциплинам «Рыночная микроструктура» и «Теория риска» в ФГБОУ ВПО «Пермский государственный национальный исследовательский университет».

Степень достоверности и апробация работы. Достоверность подходов и выводов подтверждена корректным теоретическим обоснованием приведенных утверждений. Все результаты подтверждены исследованиями, проведенными с использованием высокочастотных и транзакционных данных фондовых рынков. Частные случаи использования разработанной методики объясняют эффекты и зависимости, выявленные в предыдущих работах (например, результаты исследований перехода к центам в США).

Основные результаты диссертационного исследования были представлены в виде докладов и получили положительную оценку на 6-й ежегодной международной конференции «Высокочастотные финансы и аналитика» – HF Conference 2015 (США, г. Хобокен, 2015), на международных научно-практических конференциях «R/Finance» (США, г. Чикаго, 2014, 2013), на 18-й ежегодной конференции по экономической науке с взаимодействующими гетерогенными агентами «WENIA» (Исландия, г. Рейкьявик, 2013), на 11-й ежегодной конференции риск-менеджеров «Russia Risk Conference» (г. Москва, 2015), на международном семинаре по рыночной микроструктуре и высокочастотной торговле на Сингапурском рынке акций (Сингапур, г. Сингапур, 2014), на 5-й международной конференции «EXTENT Trading Technologies Trends & Quality Assurance» (г. Санкт-Петербург, 2015), на международном семинаре по рыночной микроструктуре и высокочастотной торговле на Сингапурском рынке акций (Италия, г. Пиза, 2013), на практической конференции по алгоритмической торговле «Moscow ALGO–2014» (г. Москва, 2014), на 3-й международной конференции «EXTENT Trading Technologies Trends & Quality Assurance» (г. Кострома, 2012), на

международных конференциях Perm Winter School (г. Пермь, 2015, 2014, 2012, 2011), на Пермском конгрессе ученых-экономистов «Новая индустриализация и умная экономика: вызовы и возможности» (г. Пермь, 2015), на международных конференциях «FinMod» (г. Пермь, 2014, 2012, 2011), на региональной научно-практической конференции молодых ученых «Междисциплинарные исследования» (г. Пермь, 2013), на региональных научно-практических конференциях молодых ученых и студентов «Экономика и управление: актуальные проблемы и поиск путей решения» (г. Пермь, 2012, 2011, 2010), на научном семинаре лаборатории финансового моделирования и управления рисками (г. Пермь, 2011), на открытом городском семинаре «Perm Workshop on Applied Economic Modeling» (г. Пермь, 2014), на семинарах лаборатории конструктивных методов исследования динамических моделей (г. Пермь, 2015, 2014).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 20 работ объемом 8,24 п. л. (личный вклад 5,89 п. л.), из них 7 работ (3,61 п. л.), отражающие основные результаты исследования, опубликованы в изданиях, входящих в список ведущих рецензируемых научных изданий, рекомендованных ВАК для публикации результатов докторских и кандидатских диссертационных работ: «Вестник Пермского университета. Серия: Экономика», «Интеллект. Инновации. Инвестиции», «Управление экономическими системами: электронный научный журнал». Одна работа опубликована в издании, включенном в базу SCOPUS.

Личный вклад соискателя. Все основные результаты, на которых базируется диссертация, получены лично автором. Выбор направления исследования, постановку задач, разработку методик и моделей, интерпретацию результатов соискатель выполнил совместно с научным руководителем.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа изложена на 136 страницах основного машинописного текста, состоит из введения, трех глав, заключения и 8 приложений, содержит 14 рисунков, 51 формулу.

Библиографический список содержит 214 наименования литературных источников, в том числе 49 отечественных, 165 зарубежных.

Во **введении** обосновывается актуальность темы диссертации, ее новизна и практическая значимость, сформулированы цели и задачи исследования, обозначены объект и предмет исследования.

В **первой главе** «Современное состояние проблемы моделирования микроструктуры фондового рынка» выполнен обзор механизмов функционирования рынков, проанализированы существующие подходы к моделированию микроструктуры, а также типология участников фондового рынка. Определены критерии для оценки качества имитационных моделей. Проанализированы методы идентификации «пузырей», систематически возникающих на фондовых рынках. Рассмотрены вопросы, связанные с регулированием размера минимального изменения цены на рынках, а также его влиянием на микроструктуру рынка.

Во **второй главе** «Практические аспекты моделирования микроструктуры фондового рынка» приведена структура используемых данных и методы обработки этих данных. Предложена схема построения гетерогенных имитационных моделей с использованием методов идентификации и кластеризации участников рынка. Рассмотрены вопросы, связанные с процессами отмен заявок в потоке заявок. Проведен анализ ранее реализованных систем имитационного моделирования фондового рынка и выявлены основные преимущества и недостатки этих систем.

В **третьей главе** «Построение имитационной модели микроструктуры рынка» рассмотрены критерии оценки качества имитационной модели, вопросы, связанные с валидацией модели. Дано описание инструментальной реализации имитационной модели микроструктуры, приведены результаты использования данной системы моделирования для регуляторных целей. Кроме того, показана возможность использования программной реализации для оценки последствий регулирования фондового рынка.

В **заключении** приведены основные выводы, дана оценка практического значения и предложены пути дальнейшего развития имитационной модели микроструктуры фондового рынка.

Определения, обозначения и сокращения

В настоящей работе применяются следующие термины и сокращения:

НFT	высокочастотная торговая система
Алгоритм	участник финансового рынка, который использует данный алгоритм в своей деятельности
Идентификация участников рынка	установление тождественности неизвестного участника рынка известной группе агентов, использующих определенный тип торговли
Классификация участников рынка	разделение всех участников рынка на определенные группы
Книга заявок («стакан»)	неотъемлемая часть механизма двойного непрерывного аукциона в который поступают и где накапливаются приходящие заявки
Механизм двойного непрерывного аукциона	механизм ценообразования, по которому происходят торги на большинстве современных финансовых рынков
Тик	минимальное изменение цены на финансовом рынке, шаг цены
Тикер	краткий набор букв латинского алфавита (цифр, и вспомогательных символов), который используется для обозначения акций компаний. Тикер является одним из семейства кодов, применяемых к различным финансовым инструментам.

Глава 1. Современное состояние проблемы моделирования микроструктуры фондового рынка

1.1 Развитие методологических подходов к анализу финансовых рынков

Подходы к анализу финансовых рынков начали развиваться еще в начале 20 века, но особенно активно во второй половине 20 века. Именно в это время появляется эконофизика, которая в значительной степени повлияла на развитие подходов к анализу финансовых рынков. Как отдельное направление эконофизика стала оформляться с середины 1990-х гг. прошлого века на стыке экономики и физики. При этом само слово «эконофизика» вошло в общее употребление лишь после того, как в 1997 г. Имре Кондор и Янош Кертеш организовали в Будапеште «симпозиум по эконофизике» (Workshop on Econophysics). Становление новой дисциплины во многом было связано с приходом в экономику крупных физиков, таких как Филипп Андерсон (Нобелевская премия по физике 1977 г.), Пер Бак, Юджин Стенли и целый ряд других. К тому времени в экономике и в первую очередь в финансах накопились задачи, которые не могли быть решены в рамках этих наук. Для решения таких задач предполагалось использовать аппарат и методологию теоретической физики. Заметим, что подобные попытки сблизить экономику и физику многократно предпринимались и раньше. Однако никогда еще этот проект не вызывал такого научного резонанса. Продолжает неуклонно расти число научных статей, монографий и конференций по эконофизике. Престижные университеты включают соответствующие курсы в учебные программы. Всё больший интерес проявляют к этой науке и финансовые структуры. Помимо этого, эконофизику уже начинают рассматривать в качестве единой теории, описывающей как функционирование глобальной системы мирового капитала, так и поведение на рынке отдельных экономических субъектов.

В середине 80-х гг. в Нью-Мексико был создан Институт Санта-Фе. В этом институте впервые стали появляться работы по экономике с использованием самого современного аппарата теоретической физики. В настоящее время Институт Санта-Фе является одним из главных центров эконофизики, где эта наука развивается в рамках общей теории сложных адаптивных систем. Примерами подобных систем служат центральные нервные системы и нейросети, экосистемы и колонии муравьев, социальные структуры и политические системы и, конечно, различные структуры, возникающие в экономике. Все эти системы состоят из множества взаимодействующих элементов, которые способны накапливать опыт в процессе взаимодействия с другими элементами, а затем изменяться таким образом, чтобы приспособиться к окружающей среде. Характерным этапом эволюции всех адаптивных систем является процесс самоорганизации, при котором в результате самоусиления отдельных взаимодействий в системе спонтанно возникает порядок. При этом сама система как целое приобретает новое качество, которое может отсутствовать у отдельных элементов [21].

Экспериментальные исследования стали побудительным мотивом для появления целого раздела эконофизики, посвященного «игре в меньшинство» (Minority Game). Цель этой «игры» – показать на простой модели, каким образом экономические агенты с ограниченной рациональностью при неполной информации могут создавать эффективный рынок. Существует множество вариантов такой игры. Они с разных сторон формализуют одну важную особенность систем, где агенты, конкурируя за ограниченные ресурсы, пользуются определенными стратегиями. Смысл этой особенности в том, что если некоторой удачной в прошлом стратегией начинает пользоваться большинство, то такая стратегия проигрывает. Поэтому участники игры должны время от времени менять свои стратегии, если они хотят победить.

С 1995 г. начинает развиваться подход, называемый микроструктурным. Морин О'Хара определяет рыночную микроструктуру как «изучение процессов и результатов обмена финансовых активов по определенным

правилам». И добавляет: «В то время как большинство подходов рассматривает механизм торговли, микроструктурная теория посвящена тому, как конкретные механизмы торговли влияют на процесс ценообразования». NBER Working Group определяет микроструктурную теорию как подход, «посвященный теоретическим, эмпирическим и экспериментальным исследованиям в области экономики рынков ценных бумаг, включающий: роль информации в процессе ценообразования; определение, измерение, контроль и факторы, определяющие ликвидность и транзакционные издержки, и их последствия для эффективности, качества и регулирования рыночных структур». Первые исследования микроструктуры были посвящены функционированию дилерского рынка и поведению дилера и участников на этом рынке. В основе современной микроструктурной теории лежат микроструктурные данные, в частности информация по потоку ордеров рыночных агентов.

В 2004 г. доктор Эндрю Ло предлагает гипотезу адаптивных рынков (Adaptive Market Hypothesis). Основанная на хорошо известных принципах биологической эволюции гипотеза показывает, как конкуренция, мутация, воспроизводство и естественный отбор, воздействуя на отдельных инвесторов и целые институты, определяют эффективность рынков, успех или неудачу инвестиционных продуктов, становление и закат компаний, отраслей и состояний. Гипотеза адаптивных рынков исходит из того, что поведение индивида определяется набором довольно простых правил, приобретенных им на основе опыта и закрепившихся в результате естественного отбора. Инвесторы пытаются выжить, а значит, начинают вести себя так, как им выгодно в конкретной обстановке.

Согласно гипотезе адаптивных рынков, участники рынка то и дело ведут себя «иррационально». Очень часто причина этому – эвристические приемы, освоенные независимо от финансовой деятельности. Иногда «иррациональное» поведение, например готовность особенно сильно рисковать в самые трудные времена, оказывалось спасительным для

первобытных охотников и собирателей. Многообразие рыночных сил – следствие взаимодействия людей с разными эвристическими методами. В контексте теории адаптивных рынков такие понятия, как рациональность и иррациональность, отходят на второй план, а самыми значимыми становятся другие – уместность и адаптивность. Уместность и адаптивность – не очень-то формализуемые характеристики, надо думать более глубоко для адекватного отражения ситуации. В конце концов, невезучие участники рынка – те, кто раз за разом принимает негибкие решения, – уходят из популяции [27].

В кризис 2008 г. возникает концепция «Черных лебедей», которая является следствием непроработанности классических теорий ценообразования на рынке. Исходные тезисы часто цитируемой в наши дни концепции Черных лебедей, предложенная ливанским математиком и трейдером Нассимом Талебом, состоят в том, что рынки в высшей степени непредсказуемы и вероятность наступления событий, кардинально нарушающих предшествующую тенденцию, гораздо выше по сравнению с тем, что предсказывается статистически. Далее, уже после того как подобные события происходят, постфактум им находят рациональное объяснение. Причем создается впечатление, что возникновение этих событий можно и должно было предвидеть и предсказать заранее. На практике сами по себе идеи Талеба не открывают возможностей для моделирования или математического анализа риска и доходности портфелей, поскольку по определению случайные события непредсказуемы и зачастую они оказывают гораздо более существенное влияние на систему, чем прогнозировалось. Практическое применение этих идей к теории управления портфелем, если Талеб прав, заключается в выводе о том, что «страховка от катастрофы» или, наоборот, механизмы «использования благоприятных возможностей» должны быть стандартными компонентами любой модели, использующейся для создания структуры активов инвестиционного портфеля [47]. В 2009 г. появились исследования в области эконофизики швейцарского ученого Д. Сорнетте,

оспорившего непредсказуемость критических явлений на финансовых рынках. Спрогнозировав крах Шанхайского рынка за полгода до фактического события, своей моделью он опроверг невозможность прогнозирования крахов финансовых рынков.

Нобелевская премия по экономике 2013 г. врученная Юджину Фаме и Роберту Шиллеру, чьи теории в какой-то мере противоречат друг другу, показывает противоречивость результатов развития теорий финансовых рынков. С одной стороны, согласно гипотезе эффективного рынка, невозможно зарабатывать на рынке больше, чем составляет доходность рынка в целом. С другой стороны, согласно теории Шиллера, возможность получать сверхдоходность на рынке существует вследствие психологических особенностей участников финансового рынка.

Для объяснения такого противоречивого состояния рынка в последние 20 лет стали появляться имитационные и агентные подходы, которые позволили объяснить явления и факты, которые невозможно было понять в рамках классических теорий. Активное развитие данного направления стимулировалось появлением высокопроизводительных компьютерных систем позволяющих выполнять масштабные численные эксперименты по взаимодействию участников и внутренних механизмов финансовых рынков, приводящих к сложной стохастической динамике рыночных инструментов. В это время приобретает особую популярность подход моделирования экономики «снизу вверх» [112].

Ситуацию с доступностью данных и целью анализа финансовых рынков изменил так называемый молниеносный крах (англ. Flash Crash) 6 мая 2010 г., во время которого потери капитализации американских фондовых индексов составили около 1 трлн долларов менее чем за 10 минут.

Это событие сместило акценты теории финансовых рынков с анализа природы, особенностей финансовых рынков и совершения наиболее оптимальных инвестиций анализу стабильности финансовых рынков и выявлению факторов, влияющих на нестабильность рынка. Активное

внимание привлекла алгоритмическая и высокочастотная торговля, которой не свойственна стадность и другие особенности человеческого поведения.

В такой ситуации с развитием финансовой теории, а также с ростом технического прогресса (появлением целого направления «большие данные») у исследователей появилась возможность для анализа более детальной рыночной информации вплоть до транзакционных данных. В большинстве исследований анализируются факторы, влияющие на устойчивость финансового рынка. В связи с этим актуальными становятся исследования, анализирующие шоки от макро- до микроуровня на финансовом рынке. Необходимо заметить, что некоторые исследователи [78] высказывают мнение о том, что двойной непрерывный аукцион не является эффективным с точки зрения эффективности, особенно в момент нестабильности, шоков или недостаточной ликвидности (особо яркий пример – значительное ослабление рубля в условиях низкой ликвидности в декабре 2014 г., когда двойной непрерывный аукцион не позволял эффективно осуществлять ценообразование на рынке). Предлагается использование дискретного аукциона с определенным периодом накопления заявок.

Настоящее диссертационное исследование остается в рамках парадигмы эконофизики, при этом развивая теорию статистического имитационного моделирования применительно к задачам, связанным с оптимальным регулированием параметров и механизмов двойного непрерывного аукциона. Разработанная имитационная модель не рассматривает вопросы, связанные со способами и методами принятия оптимальных инвестиционных решений. Рассматривается краткосрочная динамика финансовых активов, для которых характерны выводы гипотезы эффективного рынка, но при этом анализируется ряд новых вопросов в рамках существующих гипотез и теорий финансовых рынков.

1.2 Основные понятия микроструктуры рынка

В процессе развития финансового рынка биржи начали переходить на электронные торги. Как раз тогда, более 40 лет назад, Фишер Блэк выдвинул идею о том, что ликвидные рынки обеспечивают непрерывность цен, если торговля характеризуется большим числом малых заявок. Кроме того, он предположил, что крупные заявки всегда оказывают влияние на цену независимо от технологических достижений и способа выполнения этих заявок. В то время на фондовом рынке существовали специалисты, которые были официальными маркетмейкерами на рынке. В их обязанности входило поддерживать порядок в книге заявок и обеспечивать ликвидность.

Когда рынки стали электронными, жесткое разграничение между маркетмейкерами и другими участниками рынка исчезло. Фондовые биржи все чаще применяют механизм рынка, движимого заявками, в котором участники подают заявки непосредственно в электронную биржевую систему, минуя как официальных, так и неофициальных участников рынка ценных бумаг. Данные изменения произошли вследствие технологических достижений, а также изменений в нормативных требованиях. Сейчас большинство бирж действуют на основе так называемого непрерывного двойного аукциона (англ. continuous double auction, CDA). Основным принцип этого механизма торгов заключается в непрерывном действии покупателей и продавцов на рынке.

Микроструктурная теория фокусируется на различных аспектах функционирования рынка, в частности структуре и архитектуре рынка, ценообразовании, транзакционных издержках, прозрачности информации и ее раскрытии. Рассмотрим более подробно перечисленные аспекты.

- **Структура и архитектура рынка.** Данный аспект фокусируется на взаимосвязи между правилами торговли и процессом ценообразования на рынке. На некоторых рынках продажи происходят через дилеров, которые хранят активы (например, рынок новых

автомобилей), в то время как на других рынках доминируют брокеры, которые выступают в качестве посредников (например, рынок жилья). Важнейшие вопросы в исследовании микроструктуры: как влияет структура рынка на торговые издержки, и какая структура рынка наиболее эффективна.

- **Ценообразование.** Это направление рассматривает процесс определения цены на актив. Например, на некоторых рынках цены формируются путем аукциона (например, eBay), на других рынках цены зафиксированы (например, рынок новых автомобилей). На российском фондовом рынке действует система двойного непрерывного аукциона. Двойной непрерывный аукцион – система организации торговли ценными бумагами, при которой курс устанавливается в результате одновременной конкуренции продавцов и покупателей за лучшие условия продажи или покупки [123].

- **Трансакционные издержки.** Аспект фокусируется на операционных расходах и влиянии трансакционных издержек на доход от инвестиций. Кроме того, в данном аспекте рассматривается анализ методов исполнения транзакций. Трансакционные издержки включают в себя издержки, связанные с исполнением заявок, неоптимальным исполнением заявок и депозитарным обслуживанием.

- **Информация и ее раскрытие.** Направление рассматривает рыночную информацию, ее прозрачность и влияние информации на поведение участников рынка [160].

Торговые инструменты

Торговые инструменты являются объектами, торгуемыми на рынке. Участникам точно известно, какие инструменты торгуются на рынке. Инструменты включают в себя несколько типов активов и контрактов. Товарные активы представляют собой физические товары. Финансовые активы представляют собой долю владения реальными активами и потоком прибыли, генерируемым этими активами. Акции представляют собой

финансовый актив, дающий право на долю владения активами определенной корпорации [122]. Акции могут быть торгуемыми на рынке, в случае когда эмитент этих акций удовлетворяет требования к листингу. В настоящее время в фондовой секции Московской Биржи торгуется 2796 ценных бумаг. При этом необходимо заметить, что некоторые инструменты могут торговаться на нескольких биржах. Ценообразование акций на рынке происходит с использованием механизмов, присущих данной бирже. Цена, однако, не обязательно отражает реальную стоимость финансового инструмента. Стоимость зависит от оценки финансового состояния, макроэкономической ситуации и ожиданий участников относительно перспектив данной компании [122]. В этом смысле акции не являются неотъемлемой частью рынка, где они торгуются, но существуют вне биржи. Таким образом, акции представляют компанию эмитента, дивиденды платятся на эти акции, и их стоимость в идеальном варианте зависит от успешности эмитента и рыночных настроений.

Заявки и котировки

На современных биржах торговые намерения выражаются при помощи заявок участников торгов. Заявки определяют, с каким инструментом совершать операции, по какой цене, в каком направлении (покупка или продажа), на какой объём и при каких условиях отменять/исполнять заявку.

На Московской Бирже существуют несколько типов заявок:

- лимитные заявки с указанием цены и числа ценных бумаг;
- рыночные заявки с указанием только числа ценных бумаг;
- айсберг-заявки (лимитные заявки с указанием в них видимого числа ценных бумаг, выраженного в лотах).

При этом для каждой из заявок возможны следующие атрибуты:

- «поставить в очередь» – заявка ставится в очередь, заключение сделок происходит при наличии допустимых встречных заявок;
- «снять остаток» – после заключения сделок неудовлетворенный остаток заявок снимается;

- «полностью или отклонить» – заявка снимается при отсутствии допустимых встречных заявок, удовлетворяющих ее полностью.

Кроме того, возможны различные варианты исполнения по цене:

- по одной цене,
- по разным ценам.

Заявки на покупку и на продажу, которые не удовлетворяются мгновенно, попадают в так называемую книгу заявок. Иллюстрация книги заявок дана на рис. 1. При этом для каждого финансового инструмента имеется своя отдельная книга заявок.

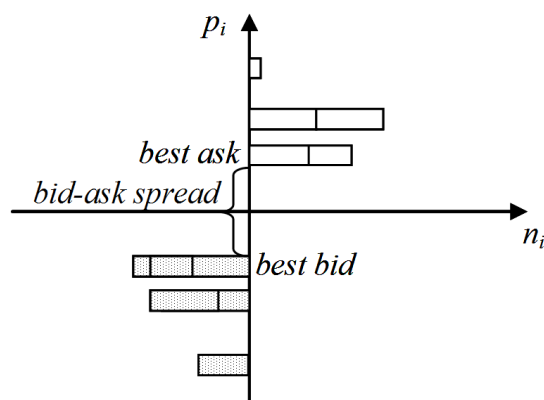


Рисунок 1. Стакан заявок на финансовом рынке

Когда заявки пересекаются по цене, происходят сделки. При этом необходимо учитывать, что все заявки, поданные участниками торгов, удовлетворяются в следующем порядке:

- а) по цене заявки;
- б) по времени подачи заявки – в случае указания одинаковой цены в двух и более заявках.

В книге заявок различают котировки на покупку (бид) и на продажу (аск). При этом наименьшую котировку на продажу называют лучшей ценой на продажу (англ. best ask), а наибольшую котировку на покупку называют лучшей ценой на покупку (англ. best bid). Таким образом, в книге заявок существует определенный разрыв между ценами покупки и продажи. Данный разрыв называется бид-аск-спредом (bid-ask spread). На ликвидных рынках,

где больше продавцов и покупателей, спред будет меньше, чем на неликвидном рынке. Когда на рынке происходит сделка, лучшая цена на покупку и лучшая цена на продажу становятся равными, спред принимает нулевое значение.

Процесс торговли на бирже

Процесс торговли на финансовых рынках может быть условно разделен на 4 основных блока:

- получение информации
- отправка заявки
- исполнение заявки
- клиринг

В первую очередь с рынка приходит информация о котировках (или состоянии стакана заявок) и о прошлых ценах и объемах. При этом необходимо заметить, что для различных типов клиентов может распространяться абсолютно разная информация.

После анализа информации инвестор принимает решение об открытии (закрытии) позиции по заданному финансовому инструменту. Используя доступные телекоммуникационные средства, трейдеры отправляют заявку брокеру. После получения заявки она проходит внутреннюю систему контроля брокера и перенаправляется на биржу. После того как заявка попала на биржу, срабатывает механизм постановки заявки в стакан. В стакане действуют механизмы сведения стороны спроса и предложения (matching).

Математическая постановка процесса торговли на рынке

Пусть имеется книга заявок, для которой задана сетка допустимых цен с определенным шагом (минимальное изменение цены или размер тика).

$$P = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

На каждом ценовом уровне на определенный момент времени t находится определенное число заявок:

$$x(t) = (V^a(t); V^b(t)) = (V_1^a(t); \dots; V_M^a(t); V_1^b(t); \dots; V_M^b(t)), \quad (2)$$

где $V_i^a(t)$ – число лимитных заявок на продажу на момент времени t по цене $p_i \in \Pi$;

$V_i^b(t)$ – число лимитных заявок на покупку на момент времени t по цене $p_i \in \Pi$.

При этом необходимо заметить, что для любого момента времени в течение основной торговой сессии отсутствуют пересечения заявок на покупку и на продажу:

$$V_p^b(t) \vee V_p^a(t) = 0 \quad (3)$$

Лучшая цена на покупку и лучшая цена на продажу могут быть вычислены следующим образом:

$$a(t) = \inf(p: V_p^a(t) > 0) \quad (4)$$

$$b(t) = \sup(p: V_p^b(t) > 0) \quad (5)$$

При этом динамика книги заявок в общем случае определяется динамикой прихода:

- лимитных заявок $L_p^\pm(t)$,
- рыночных заявок $M^\pm(t)$,
- отмен заявок $C_p^\pm(t)$.

Очевидно, поток событий, приходящих на рынок, может определяться по следующей формуле:

$$N(t) = M^+(t) + M^-(t) + \sum_{i=1}^n (L_i^+(t) + L_i^-(t)) + \sum_{i=1}^n (C_i^+(t) + C_i^-(t)) \quad (6)$$

Таким образом, с математической точки зрения задача моделирования финансового рынка может быть сведена к процессу моделирования процесса $N(t)$ [27]. Используя данную постановку задачи мы продолжили диссертационное исследование.

1.3 Классификация участников фондового рынка

Существует довольно много различных классификаций рыночных участников. В зависимости от задач на рынке и роли, которую играет участник, выделяются следующие типы участников.

- Инвесторы – участники (индивидуальные участники, инвестиционные фонды, пенсионные фонды), которые приходят на рынок с целью инвестирования свободных средств в рыночные активы;
- Финансовые трейдеры – участники, наделенные специальной ролью на рынке и действующие как финансовые посредники.

Кроме того, участников можно разделить по специфике активности на рынке, например, по типу заявок, которые они используют при своей торговле.

- Активные участники – участники, выражающие свои намерения в торговле при помощи выставления рыночных заявок и таким образом толкающие цену в сторону их торговли и забирающие ликвидность с рынка;
- Пассивные участники – участники, выражающие свои намерения в торговле при помощи выставления лимитных заявок, при этом стабилизирующие цену своими заявками и предоставляющие рынку ликвидность.

Также существует классификации участников, пришедшая из первых моделей рыночной микроструктуры и разделяющая участников по степени информированности.

- Информированные участники – знают частную информацию о стоимости актива и стараются торговать конкретными активами, информацией о которых они обладают.
- Неинформированные участники – покупают акции, если имеют избыток денежных средств, и продают акции, если нуждаются в наличных деньгах, чтобы снизить риск конкретного актива, предпочитают торговать портфелями.

Кроме того, нередко участников группируют по организационному признаку.

- Институциональные участники – это пенсионные фонды, управляющие компании, банки, хедж-фонды, паевые инвестиционные фонды.
- Индивидуальные участники – частные инвесторы, которые обычно оперируют меньшими объемами, и каждая сделка их находится под особым контролем [199].

Необходимо заметить, что в связи с эволюцией торговых систем появились более новые классификации, отражающие особенности современного финансового рынка.

- Алгоритмические участники – участники, принимающие все решения при помощи алгоритмов и при минимальном участии человека.
- Неалгоритмические участники – участники, в которых лицом, принимающим решения, является человек.

Последние несколько лет существует также тенденция выделять участников, которые занимаются сверхактивной торговлей, по этому принципу участников можно разбить на следующие категории.

- Высокочастотные участники – HFT-участники рынка, которые используют специализированные высокотехнологичные средства и технологии в своей торговле (подробнее описаны в параграфе 1.3).
- Низкочастотные участники – обычные участники, не использующие в торговле специальных технологических и программных средств.

За последние два десятилетия структура финансового рынка значительно изменилась, и одним из значимых изменений является возникновение высокочастотной торговли (англ. High Frequency Trading, HFT). Термин появился недавно и еще не имеет четкого определения. Многие исследователи и регуляторы финансового рынка трактуют его различным образом, но существуют общие черты, которые позволяют говорить о высокочастотной торговле как об отдельном феномене.

Эмпирические анализ поведения участников на финансовых рынках

В статье М. Тумминелло, Ф. Лилло и др. [205] сделана первая попытка использовать недавно разработанную технику анализа данных – Статистически валидируемые сети (SVN) [206]. Для анализа были использованы данные о фондовом рынке Финляндии.

Для кластеризации на рынке используется классификация состояния участников на каждый день. Они могут быть покупателями, продавцами или посредниками в заданный день. Поскольку каждый участник финансового рынка имеет три возможных состояния в текущий день, то существует девять возможных типов связей между участниками (например, оба являются покупателями или продавцами и т. д.). Каждое звено в сети имеет вес, соответствующий числу дней, в которые два участника имели одинаковые состояния. Строя такие взаимосвязи в сети между участниками, авторы получили большую сеть участников, из которой с помощью метода Infomap [179] можно выделить кластеры наиболее связанных участников (Рисунок 2).

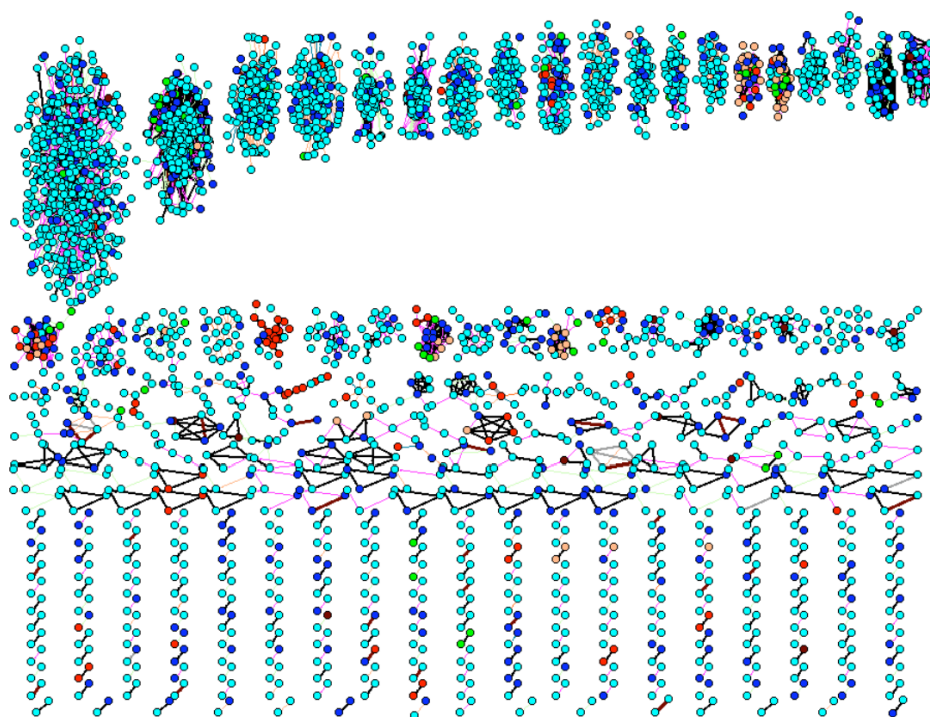


Рисунок 2. Классификация участников рынка на основе теории сетей с использованием метода Infomap

Каждая точка на графике соответствует агенту. Цветом обозначены различные классы агентов: корпорации (синие точки), правительственные

организации (желтые точки), зарубежные компании (темно-бордовые точки), некоммерческие организации (зеленые точки), финансовые и страховые организации (красные точки) и индивидуальные частные инвесторы (голубые точки). Таким образом, метод позволяет довольно точно разделить всех участников на группы, однако при таком подходе остается непонятной интерпретация таких кластеров. Для детального анализа кластеров был построен график активности в разрезе дней и кластеров агентов. На рисунке 3 по оси абсцисс расположены индивидуальные участники, на оси ординат – торговые дни. Каждая точка на графике обозначает состояние участника рынка на конец дня. Зеленым цветом обозначены покупки, красным – продажи, белым – состояние ненаправленной торговли (посредники), темное – неактивное состояние.

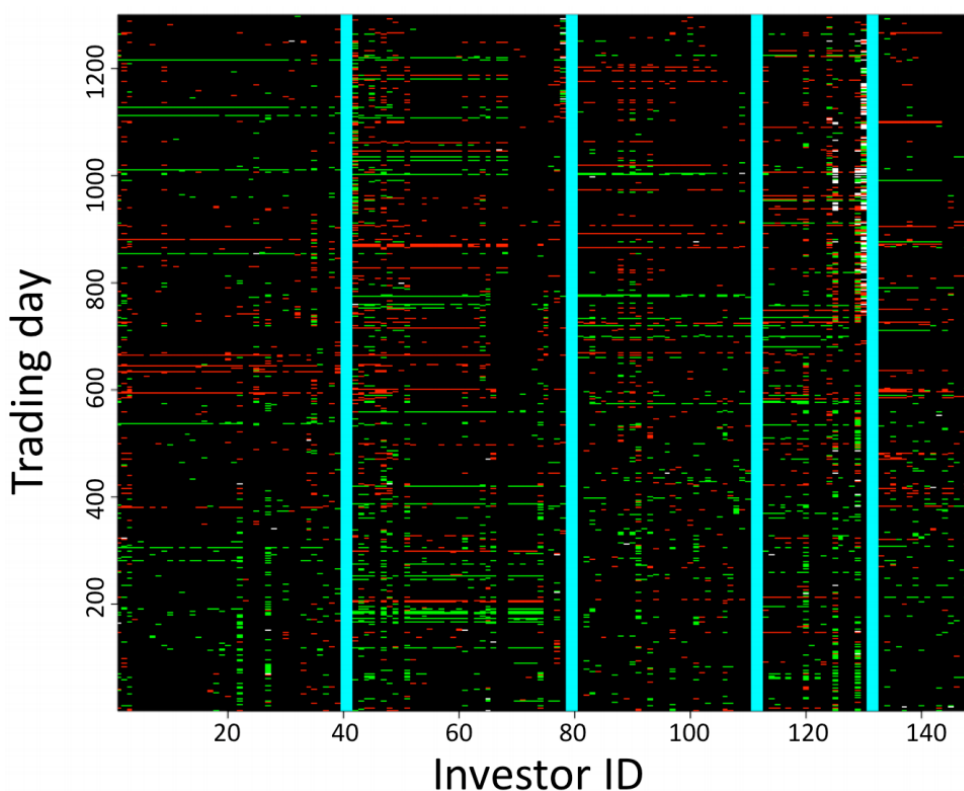


Рисунок 3. Торговое поведение участников в группах, выделенных при помощи метода статистически валидируемых сетей

Таким образом, хотя данный метод хорошо описывает группировку участников рынка, он не позволяет выделить участников, использующих понятную стратегию.

Наиболее известной работой, описывающей экологию участников финансового рынка (Рисунок 4), является работа [137]. В исследовании анализируются данные по E-mini – это фьючерсные контракты на индекс S&P 500, торгуемые на Чикагской товарной бирже.

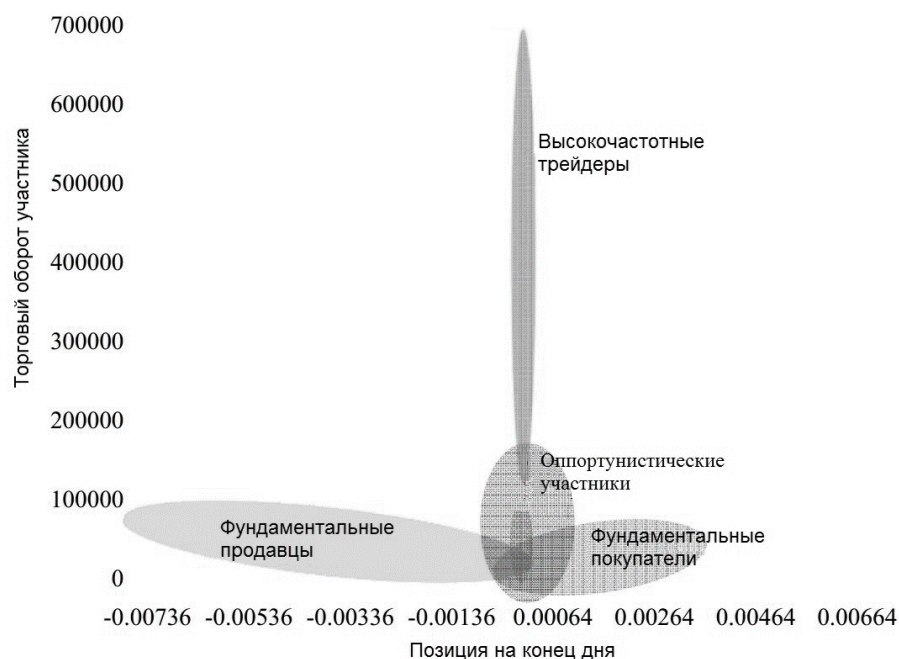


Рисунок 4. Классификация участников по методологии Кириленко – Кайла

Первым шагом авторы отдели крупных участников рынка от малых участников, которые торгуют на рынке значительно реже и значительно меньшими объемами. Авторы обнаружили эмпирический уровень в данных, который отделяет малых участников от крупных. Участники, у которых наблюдался оборот по бумагам менее девяти контрактов (один контракт E-mini составляет ориентировочно 90 тыс. долл. США), были отнесены к группе малых. Крупные участники были поделены на базовых участников и посредников на рынке. В случае если чистая позиция участника по бумагам превышала 15 % от его суммарного оборота на рынке, то такой участник классифицировался как базовый покупатель/продавец в зависимости от направления изменения его позиции. Для выделения посреднических алгоритмов на рынке были использованы критерии волатильности позиции и остатка позиции на конец дня. В случае если позиция в бумагах на конец дня не превышала 5 % от торгового оборота участника за день и позиция

колебалась в пределах 1,5 % от уровня закрытия позиции на конец дня, то такой участник считался посредником. Оставшиеся участники были отнесены к потенциальным. Кроме того, 7 % самых активных посредников на рынке были выделены как высокочастотные алгоритмы. В последующем данная классификация была использована в статьях по агентному моделированию финансового рынка [211].

Данный подход был наилучшей отправной точкой для дальнейших исследований в области построения экологии участников финансового рынка. В следующей своей статье [62] авторы использовали этот подход и улучшили качество выделения высокочастотных участников рынка на данных торговых контрактами E-mini в августе 2010 г. В их подходе появились четыре критерия, которым должен удовлетворять HFT-участник:

- торговый оборот участника за день должен превышать 10 000 контрактов;
- позиция на конец дня не должна превышать 2 % от суммарного объема торгового оборота за день;
- максимальная волатильность относительной позиции участника не должна превышать 15 %;
- участник должен быть помечен как HFT-участник больше половины активных дней и больше половины дней из всей выборки он должен был торговать.

Предложенный подход обладает неоспоримыми преимуществами, которые учитывают реальное торговое поведение участников [9], однако заметим, что при данном способе кластеризации из внимания упускается скорость участников и число заявок (постановок, изменений, снятий), генерируемое высокочастотными участниками на ежедневной основе. Так как в упомянутой статье было показано, что большинство транзакций, совершаемых на рынке происходят между высокочастотными участниками [25], мы рассмотрим более подробно класс высокочастотных участников рынка.

Подходы к определению HFT

Одним из первых определений высокочастотной торговли является определение, данное Комиссией по ценным бумагам и биржам США (англ. The United States Securities and Exchange Commission, SEC) в 2010 г. [208]. Комиссия по ценным бумагам и биржам США утверждает, что термин «высокочастотная торговля» используется для обозначения профессиональных участников рынка, которые торгуют на собственные средства и используют стратегии, ежедневно порождающие значительное число сделок. Такие участники могут быть организованы различными способами, в том числе как частные торговые компании, хедж-фонды и другие организационные формы (которые принято называть частными фирмами). Существует также довольно много определений, данных финансовыми регуляторами, которые, определяя HFT, описывают различные аспекты их деятельности. Во всех определениях финансовых регуляторов присутствует несколько основных характеристик, которые присущи высокочастотным участникам.

- Сложные и высокоскоростные программы;
- Аспект задержек (латентность);
- Создание значительного объема сообщений (постановок заявок, изменения, снятия и совершения сделок) в течение дня;
- Околонулевая позиция на конец дня;
- Частные фирмы, торгующие на свои деньги.

Мы консолидировали все описанные выше характеристики высокочастотных участников [13] (приложение 1, табл. 1.1.).

Кроме того, существует много определений высокочастотных участников в научных кругах [74, 76, 89, 107, 118], которые в последнее время всё чаще изучают поведение, влияние и различные аспекты торговли HFT. Во всех этих определениях есть общие черты, которые характеризуют высокочастотных участников как быстрые алгоритмы, которые создают значительное число заявок и сделок с коротким периодом удержания позиции.

Предопределенный подход в анализе алгоритмической и HFT-торговли

Существует много исследований, анализирующих поведение и влияние HFT на финансовый рынок. Большинство исследователей используют транзакционную информацию по потоку заявок с предопределенными классами агентов. Обычно эти данные предоставлены биржей или финансовыми регуляторами. Такого типа данные не являются публичными и предоставляются на условиях соглашения о неразглашении информации. Большинство исследований используют данные по финансовому рынку США, предоставляемые биржами NASDAQ и Нью-Йоркской фондовой биржей.

Вся классификация HFT основана на знаниях компании NASDAQ OMX о своих клиентах, об использовании услуг размещения серверов рядом с ядром биржи и анализе торгового поведения алгоритмов. Такой подход не позволяет однозначно определить всех HFT-участников на рынке, т. к. существуют крупные брокерские компании (Goldman Sachs, Morgan Stanley и др.), которые предоставляют клиентам услуги по подключению к своим серверам, расположенным на бирже. Поэтому невозможно определить HFT-участников, которые торгуют через такие серверы. 26 HFT-фирм, которые были выявлены NASDAQ OMX, являются наилучшим приближением группы HFT-участников, которые торгуют как независимые частные фирмы (детали в [76, 75, 77, 212]).

Авторы работы [64] анализируют базу данных SABRE. Эта база данных предоставляется Управлением по финансовому регулированию и надзору Великобритании (англ. Financial Services Authority, FSA) и содержит транзакционную информацию о ценах сделок, их объемах, времени и идентификаторах участников сделки.

Другой пример предопределенного типа агентов содержится в данных с электронных торговых площадок EBS (Electronic Broking Services) и Xetra (Exchange Electronic Trading), которые разделяют деятельность всех агентов на алгоритмическую (AT) и человеческую (HA) торговлю [79], [125].

Подходы к выделению высокочастотных участников

Идентификация высокочастотных участников торгов является важнейшей задачей в исследованиях влияния HFT на финансовый рынок. Большинство авторов строят свои исследования на знаниях биржи о составе своих участников, вследствие этого так мало эмпирических работ по выделению высокочастотных участников рынка. В то же время существуют данные, в которых биржа не определяет состав участников торгов, но каждое событие на рынке привязано к определенному участнику (например, данные по контрактам E-mini). Наиболее простым методом выявления высокочастотных участников рынка является проверка использования участником сервиса колокации. В исследовании [65] HFT-компании определяются как пользователи инфраструктуры с минимальными задержками. В случае отсутствия информации об использовании участниками услуг колокации приходится использовать более сложные подходы.

Канадский регулятор финансового рынка (англ. The Investment Industry Regulatory Organization of Canada, IIROC) в 2012 г. опубликовал отчет [132], в котором проанализировал группу участников с высокой долей заявок по сравнению с числом сделок (англ. High Order-to-Trade, HOT). Данную группу авторы ассоциируют как начальное приближение для группы высокочастотных участников рынка. Используя метрику отношения числа заявок к числу сделок, исследователи построили распределение этой характеристики по всем участникам рынка. К группе участников HOT были отнесены все агенты, которые имели отношение числа заявок к числу сделок больше 11,2:1.

В исследовании [56] Австралийского финансового регулятора (англ. Australian Securities and Investments Commission, ASIC) в 2013 были определены метрики, которые используются регулятором для выделения группы HFT:

- а) отношение числа заявок к числу сделок;
- б) позиция на конец дня относительно суммарного оборота торгов;

- в) суммарный оборот торгов за день, который вычисляется как сумма купленных и проданных бумаг, выраженные в денежных единицах.
- г) число быстрых заявок, рассчитываемое как абсолютное число заявок, успешно пришедших в интервал времени 40 миллисекунд;
- д) время удержания позиции, которое рассчитывается как средневзвешенное по объему время удерживания позиции;
- е) показатель присутствия на лучшей котировке, рассчитываемый как отношение числа заявок, приходящих на лучшую котировку, к общему числу заявок.

После этого авторы исключили из анализа очень маленьких и нерегулярно торгующих участников, которые имеют менее 1 000 заявок в день и менее чем 1 000 долл. США общего оборота в среднем за период. Каждый агент был ранжирован по каждой из шести метрик. Баллы начислялись в зависимости от квартиля, в который попал агент, по каждой из характеристик. Так, например, попадание в верхний квартиль ассоциировалось с четырьмя баллами, а попадание в нижний квартиль – с одним баллом. Итоговая рейтинговая оценка вычислялась путем сложения набранных баллов по каждой из шести метрик. Рейтинговая оценка находилась в промежутке от 6 до 24 баллов. Данный итоговый индекс показывал, насколько каждый агент похож на высокочастотного участника. Для идентификации HFT все агенты были упорядочены по их итоговому рейтингу и взято 15 % агентов с наибольшим рейтингом. Такие участники были классифицированы как HFT.

Заметим, что некоторые авторы, не имеющие данных, в которых каждое событие привязано к конкретному участнику, пытаются анализировать поведение HFT не напрямую. В работе [120] авторы измеряют HFT-активность, анализируя, как приходят, отменяются и исполняются заявки на NASDAQ OMX.

Типология высокочастотных участников

Отрасль высокочастотной торговли является непубличной, в ней очень тяжело найти информацию о деталях работы HFT-участников. Некоторые компании сознательно и целенаправленно искажают информацию о своей деятельности и об алгоритмах, используемых высокочастотными участниками рынка. В связи с этим разные авторы выделяют различные типологии HFT-участников.

Существует достаточно полная классификация [55], предложенная Австралийским финансовым регулятором. Согласно этой классификации все HFT-участниками используются следующие стратегии:

- статистический арбитраж – стратегия устранения ценовых неэффективностей между связанными активами или рынками;
- поставка ликвидности – стратегия классического маркетмейкера, связывающего покупателя и продавца на рынке;
- определение ликвидности – стратегии, которые ищут в книге заявок присутствие крупных заявок и выставляют перед ними свои заявки – такое поведение называется франтрингом (англ. front running – опережение).

Авторы работы [137] идентифицировали три различных подкатегории HFT, основанные на их агрессивности, замечая, что агрессивность HFT очень постоянна в течение дня. Эти категории таковы: агрессивные, смешанные и пассивные. Идентификация основана на том, как часто HFT-компании иницируют транзакции. Агрессивные HFT иницируют не менее 40 % всех сделок, в которых они участвуют. Кроме того, они делают это не менее половины числа дней, когда они активны на рынке. Для того чтобы HFT были отнесены к пассивным, они должны иницировать не более 20 % всех сделок, и такое поведение должно наблюдаться также не менее чем в половине числа дней, когда они были активны на рынке. Все остальные участники, которые не были отнесены к агрессивным или пассивным, были отнесены к смешанным HFT.

1.4 Стилизованные факты и гипотеза эффективного рынка в контексте имитационного моделирования микроструктуры рынка

Гипотеза эффективности рынка, предложенная экономистами П. Самуэльсоном и Ю. Фамой в 1960-х гг., была экстенсивно применена к теоретическим моделям оценки активов и эмпирическим исследованиям финансовых биржевых цен и позволила продвинуться в фундаментальном понимании процессов ценообразования, но в дальнейшем продемонстрировала многочисленные противоречия и заслужила статус одной из наиболее оспариваемой экономической концепции. После четырех десятилетий исследований и буквально тысячи изданных публикаций ГЭР проявляет свойства удивительной эластичности к фактам доказательств и опровержений.

Существуют две классификации форм эффективности рынка, данные Фамой в работах 1970 и 1991 гг. Первая, наиболее популярная классификация Фама разбивала формы и тесты по отношению к используемым информационным наборам.

- а) Слабая форма: в текущих ценах активов учтена вся информация о прошлых действиях участников рынка, т. е. история цен сделок, котировок, торговых объемов – вообще вся информация, касающаяся торговли активами.
- б) Умеренная (полусильная, средняя) форма: в текущих ценах активов учтена вся общедоступная информация. Средняя форма ГЭР включает в себя слабую – ведь рыночная информация общедоступна. Кроме того, учтена информация о производственно-финансовой деятельности компаний – эмитентов ценных бумаг и об общей политико-экономической обстановке.
- в) Сильная форма: в текущих ценах активов учтена вся информация как из общедоступных, так и из закрытых источников. Кроме публично

доступной существует и непубличная (инсайдерская) информация, имеющаяся, например, у менеджеров какой-нибудь компании относительно перспектив этой компании. Сильная форма включает как слабую, так и среднюю форму эффективности [15].

Кроме того, необходимо заметить, что наличие стилизованных фактов на рынке также связано с гипотезой. Некоторые из них косвенно подтверждают эффективность рынка в своей слабой форме. На сегодняшний день описано значительно множество стилизованных фактов, касающихся поведения цен финансовых активов, объемов их торгов, специфики данных микроструктуры как рынка в целом, так и отдельных его секторов. Заметим, что с каждым годом список фактов пополняется, причем не только в ценовых рядах, но и потоке заявок и поведении агентов. Рассмотрим более подробно основные из них.

Отсутствие памяти в ценовых приростах

Одним из первых и наиболее значимых стилизованных фактов является отсутствие значимой автокорреляции в приростах цен. Если бы имелась значимая автокорреляция, участники могли бы делать успешные предсказания цен на финансовых рынках и таким образом получать неограниченную прибыль (что невозможно). В случае когда рыночные участники эксплуатируют (используют для совершения выгодных операций) память в ценовых приростах, рынок приходит в состояние, когда эта память исчезает. Существует целая дисциплина в анализе финансовых рынков, названная техническим анализом, которая пытается прогнозировать будущие цены, исследуя при этом прошлые цены и паттерны, выдающие сигналы на продажу/покупку. Чем более умны участники финансового рынка и чем более изощренные стратегии (в том числе и на основе технического анализа) они используют, тем менее значимой должна быть автокорреляция приростов цены (рис. 5).

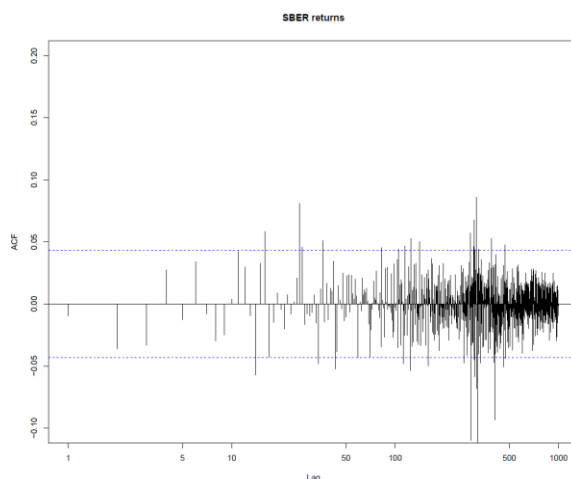


Рисунок 5. Автокорреляция в дневных приростах цен обыкновенных акций ОАО «Сбербанк»

Длинная память в волатильности

Следующим важнейшим стилизованным фактом является наличие автокорреляции в волатильности (обычно в качестве оценки волатильности используют квадрат приростов или их абсолютное значение). Обычно этот эффект называют длинной памятью в волатильности или кластеризацией волатильности. Данный стилизованный факт был верифицирован на многих финансовых рынках. Многие авторы подчеркивают, что автокорреляционная функция квадратных приростов подчиняется степенному закону со степенной экспонентой на промежутке от 0,2 до 0,4.

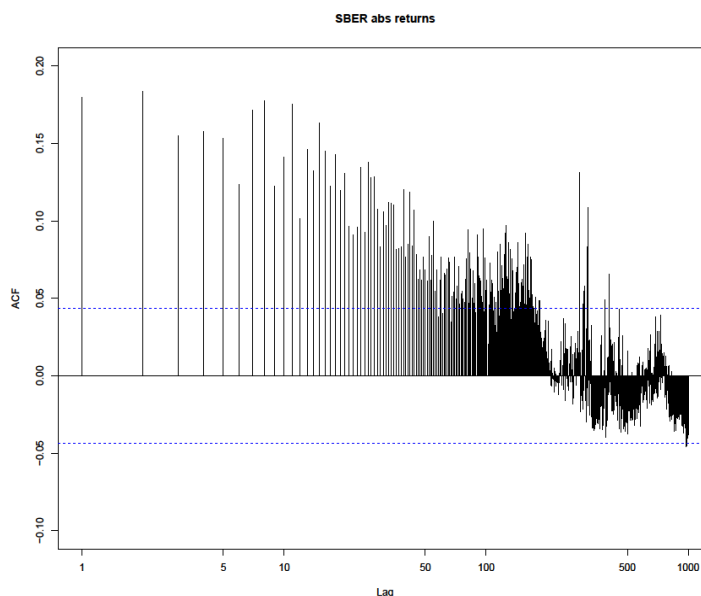


Рисунок 6. Автокорреляция в абсолютных значениях дневных приростов цен обыкновенных акций ОАО «Сбербанк»

Данный стилизованный факт является очень важным, т. к. это говорит о том, что цены являются не абсолютно случайными. Будущая волатильность рынка может быть предсказана с использованием информации об абсолютных значениях ценового прироста. Именно эта идея породила модели прогнозирования волатильности, такие как GARCH и EWMA (рис. 7).

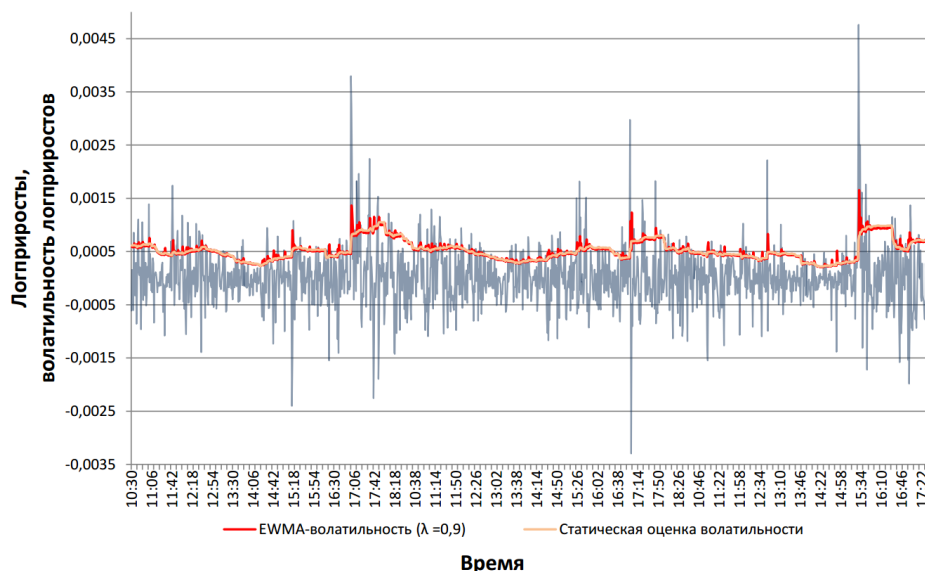


Рисунок 7. Кластеризация волатильности и ее оценка

Тяжелые хвосты в распределении приростов

Еще одним наиболее известным фактом является утверждение о том, что приросты цены актива распределены не нормально. Эта эмпирическая зависимость также была замечена в работе Мандельброта, после которой было предложено множество различных распределений, однако консенсуса в вопросе, каким распределением необходимо пользоваться, до сих пор нет.

Высокий коэффициент эксцесса в распределении ценовых приростов

Типичное эмпирическое распределение имеет большое значение коэффициента эксцесса.

Для нормального распределения данный коэффициент $k = 3$, но на эмпирических данных его значение обычно находится в границах $5 < k < 500$. Если значение, определенное по эмпирическим данным, превышает значение нормального распределения, такую ситуацию называют лептокуртозис (рис. 8). Такая ситуация возникает вследствие того, что цены на финансовом рынке гораздо чаще не движутся сильно в одном направлении (вытянутая

центральная часть нормального распределения), и очень редко происходят сильные движения (тяжелые хвосты в распределении).

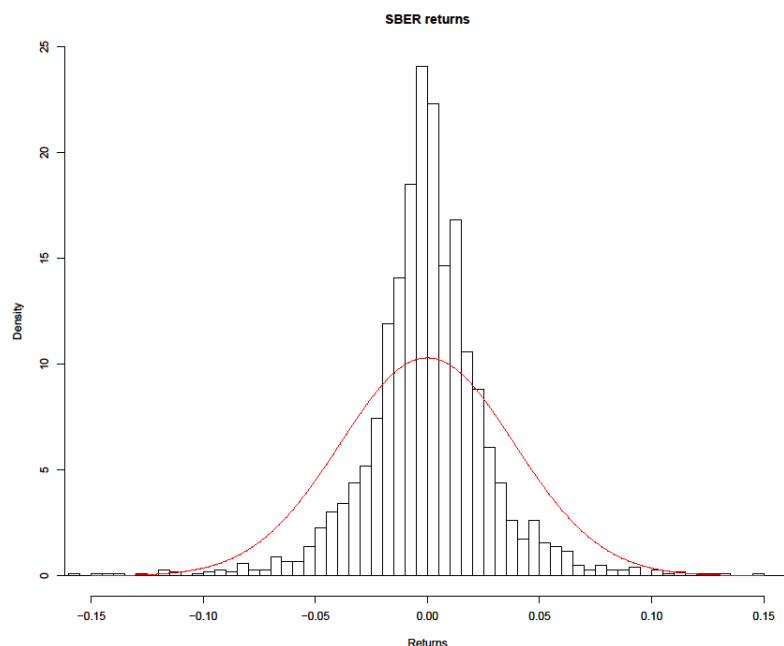


Рисунок 8. Распределение ценовых приростов обыкновенных акций ОАО «Сбербанк» с коэффициентом эксцесса $k = 226$

Рассмотренные выше факты хотя и не охватывают всего многообразия стилизованных фактов, наблюдаемых на рынке, но могут служить достаточно хорошим критерием проверки адекватности создаваемых моделей финансового рынка. Если в модели присутствуют рассмотренные выше факты, можно говорить, что в определенных рамках модель финансового рынка является адекватным отражением процессов, происходящих на рынке. При этом необходимо помнить, что, воспроизводимость стилизованных фактов является необходимым условием качественной модели, но не достаточным. В параграфе 3.3, посвященном валидации построенной нами имитационной модели, активно используются рассмотренные в этой главе закономерности. Кроме того, в случае, когда модель воспроизводит стилизованные факты, она по построению является моделью эффективного рынка в слабой форме и, таким образом, не может предсказывать ценовых рыночных движений, но при этом может быть полезна для изучения свойств микроструктуры рынка.

1.5 Финансовые пузыри на рынках

Периодическое появление пузырей на финансовых рынках породило интерес к моделированию таких явлений. Существует уже довольно большая история пузырей начиная с тюльпаномании XVII в. и заканчивая крахом основных мировых индексов в 2008 г.

Инструментарий, рассматриваемый нами, был успешно применен в предыдущие годы на практике Дидье Сорнетте и его коллегами. Независимо схожий инструментарий был разработан исследовательской группой BNP Paribas Fortis – на такой же методологии, но со слегка другой процедурой оценки и спектрального анализа. Первоначально уравнение, которое описывало пузыри, выглядело следующим образом:

$$\log[p(t)] = A + B(t - t_c)^\beta, \quad (7)$$

где $p(t)$ – цена финансового инструмента; t_c – критическое время краха пузыря или изменения режима функционирования.

В данном уравнении значение t_c , полученное в результате, полностью зависит от значений последних данных, использованных в оценке. Причина в том, что информация о t_c в основном в них и содержится или зависит от ускорения в последних точках данных. Все попытки предсказания с помощью уравнения (7) были неудачными. Плавный рост, как хорошо известно, плохо подходит для определения времени t_c в зашумленных временных рядах. В силу указанных выше причин была разработана модель LPPL (log periodic power law), которая выглядит следующим образом:

$$\log[p(t)] = A + B(t - t_c)^\beta \{1 + C \cos[\omega \log(t - t_c) + \phi]\}, \quad (8)$$

где ω – частота колебаний пузыря; ϕ – параметр определяющий фазу колебания пузыря.

Данные логопериодические структуры содержат информацию о t_c в своих колебаниях, которые развиваются значительно раньше t_c . Кроме модели LPPL, существует также нелинейная LPPL, которая используется для очень

длительных финансовых пузырей, периоды которых равны десяткам лет. Нелинейная LPPL выглядит следующим образом:

$$\log[p(t)] = A + B \frac{(t_c - t)^\beta}{\sqrt{1 + (\frac{t_c - t}{\Delta_t})^{2\beta}}} \left\{ 1 + C \cos[\omega \log(t_c - t) + \frac{\Delta_\omega}{2\beta} \log(1 + (\frac{t_c - t}{\Delta_t})^{2\beta})] \right\}, \quad (9)$$

где Δ_t – дополнительный параметр продолжительности пузыря.

Основным методом обнаружения пузырей и прогнозирования момента времени t_c , когда пузырь закончится либо крахом, либо сменной режима, является подгонка временного ряда цен к модели LPPL. Подгонка в данном случае – процедура стохастического оценивания, которая объединена с другими техниками и тестами, которые помогают выявить наилучшее предсказание путем прохождения всех этих тестов.

Рассмотрим временной ряд $p(t)$ между начальной датой t_1 и конечной t_2 . Модель LPPL приобретает следующий вид:

$$\ln[p(t)] = A + Bx^m + Cx^m \cos[\omega \ln(x) + \varphi], \quad (10)$$

где $x = t_2 - t_1$ – измеряет время, оставшееся до критического момента.

Заметим, что всего в модели четыре нелинейных параметра (t_c, m, ω, φ) и три линейных (A, B и C). Линейные параметры зависят от нелинейных. В этом нетрудно убедиться, если записать выражение (10) в виде:

$$\ln[p(t)] = A + Bf(t) + Cg(t), \quad (11)$$

где $f(t)$ – нелинейная функция, отвечающая за сверхэкспоненциальный рост; $g(t)$ – нелинейная функция, отвечающая за колебания пузыря.

Допустим, что мы имеем N наблюдений, тогда (11) можно записать в виде:

$$\sum_{i=1}^n \ln[p_i(t)] = AN + B \sum_{i=1}^n f_i(t) + C \sum_{i=1}^n g_i(t), \quad (12)$$

Домножение на функцию $f(t)$ и $g(t)$ не изменит уравнения (12), тогда выполнение данной операции приведет к следующим результатам:

$$\sum_{i=1}^n f_i(t) \ln[p_i(t)] = Af_i(t) + B \sum_{i=1}^n f_i^2(t) + C \sum_{i=1}^n g_i(t) f_i(t), \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^n g_i(t) \ln[p_i(t)] = A g_i(t) + B \sum_{i=1}^n g_i(t) f_i(t) + C \sum_{i=1}^n g_i^2(t), \quad (14)$$

Записывая (12), (13) и (14) в матричном виде, получаем:

$$\begin{pmatrix} N & \sum f_i & \sum g_i \\ \sum f_i & \sum f_i^2 & \sum g_i f_i \\ \sum g_i & \sum f_i g_i & \sum g_i^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A \\ B \\ C \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum \ln p_i \\ \sum \ln p_i f_i \\ \sum \ln p_i g_i \end{pmatrix}, \quad (15)$$

Таким образом, параметры А, В и С могут быть получены следующим образом:

$$\begin{pmatrix} A \\ B \\ C \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} N & \sum f_i & \sum g_i \\ \sum f_i & \sum f_i^2 & \sum g_i f_i \\ \sum g_i & \sum f_i g_i & \sum g_i^2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum \ln p_i \\ \sum \ln p_i f_i \\ \sum \ln p_i g_i \end{pmatrix}, \quad (16)$$

В конечном итоге мы сократим вдвое число параметров, которые нужно оценить по сетке, т. е. нам нужно оценить лишь параметры ω, φ, m и уже по ним найти аналитическим путем А, В и С. В статье [196] была представлена новая функциональная форма для оценки модели LPPL. Предложенная функциональная форма позволяет избавиться от параметра φ , заменив его вычислением простого линейного параметра C_1 :

$$\begin{aligned} \ln[p(t)] = & A + B(t_c - t)^m + C_1(t_c - t)^m \cos[\omega \log(t_c - t)] \\ & + C_2(t_c - t)^m \sin[\omega \log(t_c - t)] \end{aligned} \quad (17)$$

Используя данную функциональную форму, мы, таким образом, облегчаем оценку параметров, связанной с сильной нелинейностью функции. Представить функцию (11) можно в следующем линейном виде:

$$\ln[p(t)] = A + B f(t) + C_1 g(t) + C_2 h(t) \quad (18)$$

Как и в случае с выражением (10) можно вычислить все линейные параметры следующим выражением:

$$\begin{pmatrix} N & \sum f & \sum g & \sum h \\ \sum f & \sum f^2 & \sum fg & \sum fh \\ \sum g & \sum fg & \sum g^2 & \sum gh \\ \sum h & \sum fh & \sum gh & \sum h^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A \\ B \\ C_1 \\ C_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum y \\ \sum y f \\ \sum y g \\ \sum y h \end{pmatrix} \quad (19)$$

В дальнейшем мы будем для оценки параметров модели опираться на формулы (11), (12), (13).

Диагностика эконометрических моделей

После того как мы провели оценку параметров в рассматриваемой модели, возникает проблема выбора моделей, удовлетворяющих режимам функционирования пузырей. Дело в том, что какие бы мы ни взяли модели и входные данные, процедура оценки всегда будет выдавать нам определенные значения. При представлении процедуры оценки в форме модели «черного ящика» (Рисунок 9), видно, что все параметры, полученные нами, зависят от p , t_0 и t_c , поэтому нам нужно ввести такие условия для выходных параметров, чтобы они отбирали только «правильные» t_0 и t_c .

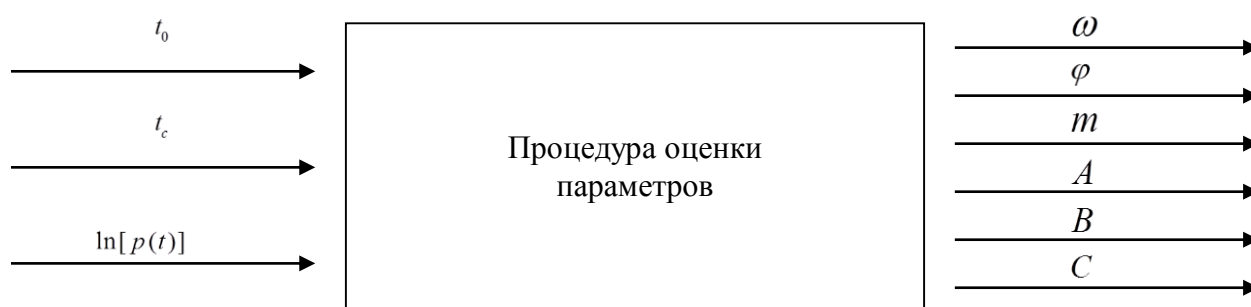


Рисунок 9. Оценка параметров как модель черного ящика

В работах [4, 7, 134, 177, 195, 197] было предложено использовать следующие процедуры по выбору моделей, удовлетворяющих режиму функционирования пузырей. Рассмотрим подробно эти процедуры выбора моделей.

- а) **Основная селекция.** В процессе данного отбора используются значения параметров m и B . Запишем данные условия:

$$0 < m < 1 \text{ и } B < 0 \quad (20)$$

- б) **Фильтрация «стационарностью».** В случае когда остатки модели могут быть смоделированы процессом Орнштейна – Уленбека (OU-процесс), это означает, что мы построили достаточно адекватную эконометрическую модель. Этот процесс определяется следующим стохастическим дифференциальным уравнением:

$$dx_t = \theta(\mu - x_t)dt + \sigma dW_t, \quad (21)$$

где μ – среднее значение, к которому возвращаются остатки; σ – степень волатильности вокруг среднего; θ – параметр; w_t – процесс Винера.

Часто данный процесс называют процессом возврата к среднему, т. к. если величины отклоняются сильно, то они вскоре должны возвратиться к своему среднему значению. Процесс Орнштейна – Уленбека является непрерывным. У данного процесса существует дискретный аналог – модель авторегрессии AR(1) [213]. Тест на возможность моделирования остатков с помощью OU-процесса может быть интерпретирован как тест на отсутствие единичных корней в AR(1). Мы использовали тесты Дики – Фуллера и Филиппса – Перрона на единичные корни.

в) **Спектральный анализ.** В связи с тем что в модели имеется значительное число весьма нелинейных параметров, необходимо быть более уверенным в выборе хотя бы нескольких. Для этого используем спектральный анализ Ломба. Данный тип спектрального анализа был разработан независимо друг от друга Ломбом в работе [157] и Скарглом в [183]. Метод предназначался для исследования нерегулярных рядов [18]. Спектральный анализ дает истинное значение частоты ω и ассоциирующуюся с этой частотой мощность критерия.

Алгоритм спектрального анализа выглядит следующим образом.

- Нахождение остатков по формуле:

$$r(t) = x^{-m} (\ln[p(t)] - A - Bx^m), \quad (22)$$

Заметим, что мы используем параметры A, B и m, найденные ранее.

- Применение спектрального анализа Ломба к вычисленным остаткам.
- Нахождение ω_{lomb} с наибольшей мощностью $P_{\text{max}}(\omega_{\text{lomb}})$.
- Сравнение ω_{lomb} с полученной ранее оценкой ω .

Таким образом, нами была разработана система фильтрации, которая будет отсеивать неправильные значения t_0 и t_c .

Достоинства и недостатки модели

Результаты модели были представлены в книге Дидьера Сорнетте «Как предсказывать крахи финансовых пузырей» в 2004 г. Эти результаты, с одной стороны, были довольно интересными и правдоподобными. Критики обвинили автора в том, что модель применялась к ситуациям, результат которых априори был известен. В 2009 г. была выпущена статья [213], в которой группа ученых во главе с Д. Сорнетте опубликовала прогноз развития и краха пузыря на Шанхайском индексе. После успешной реализации прогноза критики обвинили данный прогноз в самореализации.

Для научной чистоты предсказательных экспериментов Обсерваторией финансовых крахов Швейцарского федерального университета был проведен эксперимент названный Financial bubbles experiment (FBE). Суть данного эксперимента сводится к прогнозированию финансовых крахов за полгода до краха. Прогнозы публикуются лишь спустя полгода после сделанного прогноза. Таким образом, широкой общественности не было известно о прогнозах, и поэтому исследователей уже не смогли обвинить в самореализации пузырей. Эксперимент длился два года. За это время было выявлено 35 объектов, которые вели себя, как пузыри. Из этого числа объектов в реальности пузырями оказались лишь 23. Из них дата краха или смена режима были предсказаны правильно для 19 пузырей.

Таким образом, модель позволяет довольно точно предсказывать промежуток времени в будущем, во время которого на рынке произойдет крах или смена режима функционирования пузыря. Кроме того, с использованием данной модели мы сможем выделять более формально пузыри по дате начала и дате окончания. В параграфе 3.2 мы используем данную методику для выделения пузырей и дальнейшего изучения микроструктурных параметров пузырей.

В силу того что систематически возникающие пузыри в явном виде не являются благом для финансовых рынков, в следующем параграфе мы рассмотрим возможные методы регулирования финансовых рынков.

1.6. Размер минимального изменения цены как механизм регулирования фондового рынка

Сложность и комплексность современного финансового рынка требуют от регулирующих органов применять научно обоснованные методы регулирования рынка. Для достижения целей регулирования рынка у надзорных органов имеется ограниченный набор инструментов. Одним из наиболее важных инструментов является установление значений минимального изменения цены (на англ. tick size или pips) финансового инструмента. В дальнейшем под понятиями тик, размер тика, пипс – мы будем понимать минимальное изменение цены.

На финансовом рынке большинство инструментов имеют дискретное по цене и непрерывное во времени ценообразование. Это связано с механизмом двойного непрерывного аукциона, в котором участники торгов могут задавать цены в строго определенных ценовых границах.

История и опыт регулирования

История регулирования и изменения минимального размера цены началась в 1992 г., когда Американская фондовая биржа (AMEX) снизила размер тика с $\frac{1}{8}$ доллара до $\frac{1}{16}$ для акций, цены которых находились в диапазоне от 1 до 5 долларов США. Далее история регулирования развивалась следующим образом:

- 1995 г. – снижение минимального размера цены на Австралийской фондовой бирже (ASX);
- апрель 1996 г. – фондовая биржа Торонто снизила размер тика;
- 24 июня 1997 г. – снижение с $\frac{1}{8}$ доллара до $\frac{1}{16}$ доллара для всех акций на рынке США;
- 1998 г. – Токийская фондовая биржа снизила размеры минимального изменения цены [51];

- начало 2001 г. – во время так называемой децимализации на рынке акций США (см. подробнее [104]) установлено минимальное изменение цены в размере 1 цента.

Активное снижение размера минимального изменения цены в Европе началось 2009 г. Между европейскими биржами разыгралась целая гонка по снижению размера тика (так называемая *tick size war*). В настоящее время процесс изменения размера тика активно продолжается. В 2011 г. были введены новые правила регулирования минимального изменения на Сингапурской бирже. До середины 2015 г. проходил успешный эксперимент по снижению тика на Токийской фондовой бирже. Кроме того, на фьючерсном рынке США регуляторы намереваются повышать значение минимального изменения цены [26].

Следует заметить, что системы регулирования размера тика могут отличаться. Для европейской и азиатской модели регулирования характерна строгая зависимость тика от цены инструмента. В то же время американским биржам присуще установление единого размера минимального шага для всех инструментов. Такая модель регулирования несет проблему больших значений цен на акции. Таким образом, регулирование минимального размера тика имеет довольно долгую историю и на сегодня всё еще актуально.

Влияние регулирования на качество рынка

Последствия снижения минимального размера цены на качество рынка активно обсуждались в научном сообществе. В процессе этого обсуждения не сложилось единого мнения о пользе или вреде уменьшения размера тика, т. к. качество рынка – весьма многогранное понятие. Наиболее важными характеристиками качественного рынка, согласно [174], являются прозрачность, ликвидность, малые транзакционные издержки и информационная эффективность рынка.

- Прозрачность рынка. Трейдеры ожидают своевременной и точной информации о ценах и объемах и о текущем состоянии лучших заявок

на покупку и на продажу с целью определения приемлемой для себя цены.

- Ликвидность. Ликвидность ассоциируется с возможностью купить или продать финансовый актив быстро и по справедливой текущей цене, которая не отличается существенно от цены предыдущих совершенных транзакций. Ситуация, когда цена от транзакции к транзакции не изменяется значительно, называется непрерывностью цены. Непрерывность цен может быть достигнута только в случае достаточной глубины рынка (когда существует достаточное число покупателей и продавцов на рынке).
- Низкие транзакционные издержки (внутренняя эффективность). Участники предпочитают рынки с меньшими транзакционными издержками. Участники не хотят платить большую сумму за исполнение их заявок. В обычной ситуации они не торгуют, если получают меньше, чем отдают. Рынки с наименьшими транзакционными издержками являются внутренне эффективными.
- Информационная эффективность (внешняя эффективность). Участники намерены торговать честно и надеются не быть введенными в заблуждение. Поэтому они хотят торговать по ценам, которые полностью отражают всю информацию, доступную для конкретного финансового инструмента. Рынки, на которых цены отражают всю доступную информацию, могут быть охарактеризованы как информационно эффективные [193].

В большинстве исследований было выявлено, что при снижении размера уменьшалась величина бид-аск-спреда (см. исследования [51, 66, 82, 93, 171, 209]). В то же время было обнаружено, что данный эффект наблюдается не для всех финансовых инструментов. Для инструментов, имеющих высокую цену, наблюдается противоположный эффект – увеличение бид-аск-спреда [72]. Очень важная зависимость была обнаружена в работе [93], авторы которой, проанализировав ежедневное число транзакций, обнаружили значительный

рост транзакций при снижении размера тика. Интересно что общий торговый объём для высоколиквидных акций не изменился, в то время как для низколиквидных акций он снизился. Данный эффект был вызван снижением среднего размера заявки на финансовом рынке. Между тем Харрис в своем исследовании показал, что торговый оборот на рынке США увеличился со снижением тика [121]. В модели [187] показано, что соотношение между ликвидностью и размером тика не монотонно и с точки зрения инвестора имеет противоречивые преимущества. Для малых инвесторов (трейдеров, частных инвесторов) предпочтительным является рынок с малым размером тика и малым значением бид-аск-спредов, тогда как для институциональных инвесторов более удобным является рынок с большим размером тика и более сжатой книгой заявок, которая позволяет уменьшить транзакционные издержки. Таким образом, нет единого мнения о том, каким должен быть размер тика для того, чтобы качество финансового рынка было более высоким. В исследовании [204] была предложена модель оптимального тика, в которой транзакционные издержки на исполнение лимитной и рыночной заявок равны. Недостатком данной модели является невозможность прогнозирования характеристик рынка после регулирования.

В исследовании [204] обсуждается гипотеза, что для наиболее ликвидных и торгуемых инструментов на финансовом рынке размер тика близок к размеру спреда. Средний размер тика значительно варьируется в различных странах. Так в недавнем отчете [63] инвестиционного банка Credit Suisse было продемонстрировано распределение среднего бид-аск-спреда по странам (рис. 10). Большинство азиатских и южноамериканских стран имеют довольно большие размеры спреда и тика, в то время как в европейских странах они остаются малыми. Азиатские страны на нынешнем этапе развития пытаются приблизиться к показателям европейского рынка. Так, к середине 2015 г. Токийская биржа планирует стать биржей с наименьшим уровнем бид-аск-спреда и размером тика.

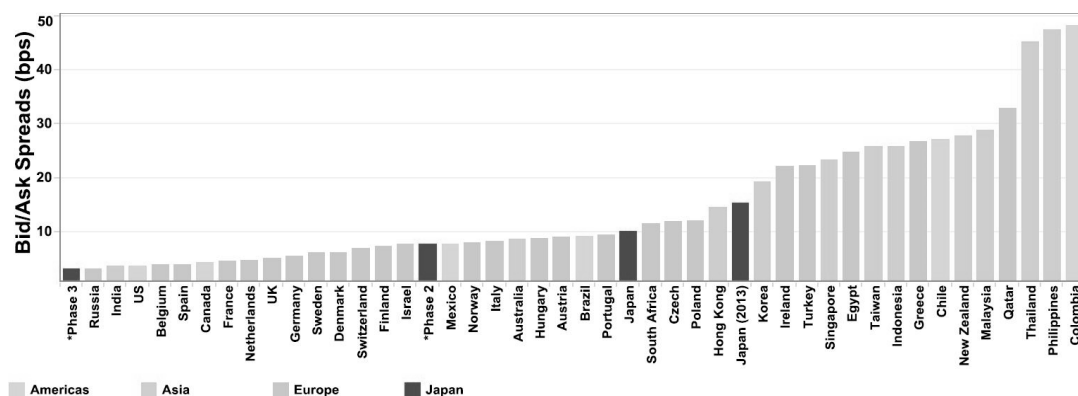


Рисунок 10. Средний размер величины бид-аск-спреда с разбивкой по странам (затемнены фазы уменьшения тика на японском рынке) [63]

Зависимость параметров модели от размера относительного тика

Минимальный размер цены является абсолютной величиной и для сравнения различных инструментов, стран, анализа взаимосвязей между переменными, не подходит. Для таких целей удобнее использовать относительное минимальное изменение цены (или относительный размер тика), которое вычисляется следующим образом:

$$relative\ tick\ size = 10000 \cdot \frac{tick\ size}{avg.price}, \quad (23)$$

где *relative tick size* – относительное минимальное изменение цены;

tick size – абсолютное минимальное изменение цены;

avg.price – среднее значение цены за расчетный период.

Данный показатель измеряется в базисных пунктах. В дальнейшем при анализе минимального изменения цены мы будем использовать относительное минимальное изменение цены.

Как будет показано в параграфе 3.2, с уменьшением размера тика микроструктура финансовых инструментов значительно изменяется. Наиболее заметно изменяется ценовая динамика инструментов. На рисунке 11 приведен пример сравнения инструментов с наибольшим значением тика и с наименьшим в нашей выборке. Логично предположить, что такие различия вызваны различиями в свойствах потока заявок [6].

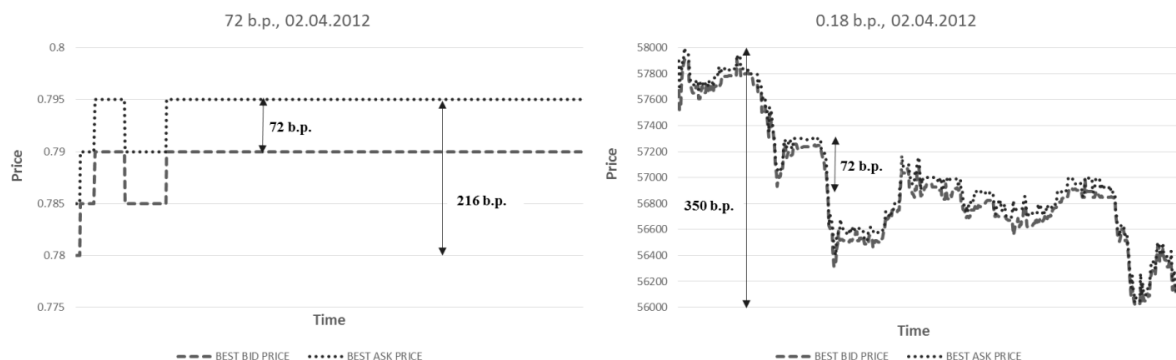


Рисунок 11. Сравнение внутридневной ценовой динамики двух финансовых инструментов с большим (слева) значением тика (72 б. п.) и малым (справа – 0,18 б. п.)

Изменение шага цены на фондовом рынке Московской Биржи с 1 октября 2014 г.

С целью повышения эффективности структуры рынка акций с 1 октября 2014 г. Московская Биржа изменила порядок установления шага цены акций. Новый подход к установлению размера тика внедрялся в два этапа. На первом этапе, с 1 октября 2014 г., шаг цены был изменен для 332 акций и депозитарных расписок на акции. На втором этапе, с 1 декабря 2014 г., новый порядок установления шага цены был распространен на все акции, включая наиболее ликвидные [33, 34]. Как можно увидеть из рисунка 12, в среднем размер шага цены увеличился на рынке в 10 раз.

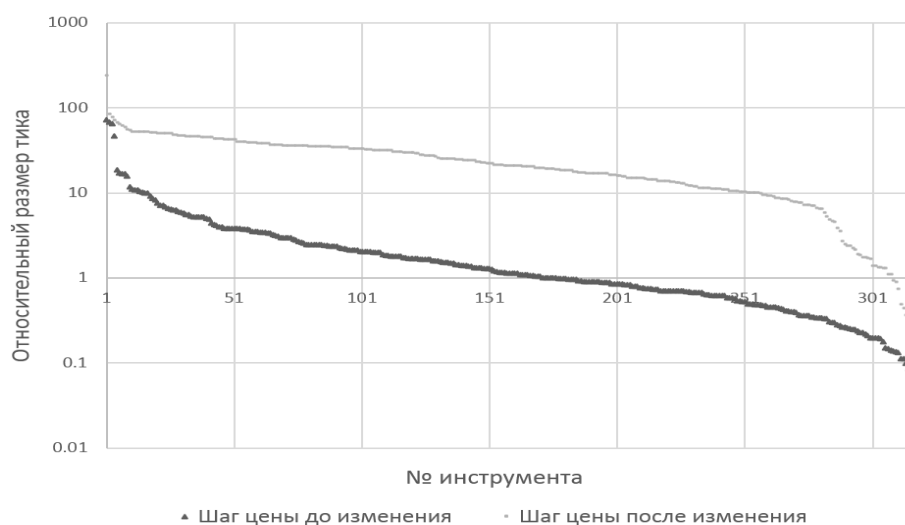


Рисунок 12. Изменение уровня тика на Московской Бирже до и после 1 октября 2014 г.

Глава 2. Практические аспекты моделирования микроструктуры фондового рынка

2.1 Данные и анализ финансовых инструментов

В рамках диссертационного исследования были использованы транзакционные и высокочастотные данные, закупленные Пермским государственным национальным исследовательским университетом в рамках проекта для денежно-кредитного управления Сингапура («Рыночная микроструктура и высокочастотная торговля на рынке акций Сингапура»). Данные представлены по сингапурскому рынку акций с Сингапурской фондовой биржи (SGX) и по фондовому российскому рынку с Московской Биржи (MOEX). Доступность такого рода данных является ограниченной с точки зрения их коммерческой ценовой составляющей [41].

Данные сингапурского фондового рынка

В ходе диссертационного исследования мы анализировали данные Сингапурской фондовой биржи (SGX) с детальной информацией обо всех заявках и всех сделках с указанием идентификатора участника, их совершившего, в период с 3 января по 31 декабря 2012 г. Указанный массив данных содержит 65 841 658 записей. Массив данных был загружен нами в одну из высокопроизводительных СУБД и впоследствии занял 9 Гб табличного пространства. В этой базе данных имеется информация о различных типах событий, произошедших на финансовом рынке, и поле «TRANSTYPE» содержит информацию о следующих событиях:

- *ENTER* – событие «постановка заявки в книгу заявок»;
- *AMEND* – событие «изменение параметров заявки в книге заявок»;
- *DELET* – событие «удаление заявки из книги заявок»;
- *TRADE* – событие «совершение сделки на рынке» с указанием идентификаторов контрагентов и идентификаторов их заявок, приведших к сделке;

- *CONTL* – поле, сообщающее о технических событиях на бирже;
- *FIELD* – поле, сообщающее о технических событиях на бирже;

Для дальнейшего анализа нами были выбраны события *ENTER*, *AMEND*, *DELET*, которые были загружены в разработанные ранее табличные структуры.

Данные российского фондового рынка

Еще один источник информации, которая была использована в процессе исследования, данные с Московской Биржи с детализацией всех заявок и всех сделок без указания идентификатора участника, их совершившего, в период с 3 января по 31 декабря 2012 г. Эта информация содержит порядка 9 122 млн записей. Такой объём данных был загружен нами в одну из высокопроизводительных СУБД и впоследствии занял 309,18 Гб табличного пространства. В указанной базе данных имеется информация о различных типах событий, произошедших на финансовом рынке, и поле «ACTION» содержит информацию о следующих событиях:

- ‘1’ – событие «постановка заявки в книгу заявок»;
- ‘0’ – событие «удаление заявки из книги заявок»;
- ‘2’ – событие «совершение сделки на рынке».

Для дальнейшего анализа нами были выбраны события *ENTER*, *AMEND*, *DELET*, и вся информация как по российскому, так и по сингапурскому рынку была загружена в табличные структуры (приложение 1, табл. 1.8.).

Данная структура была разработана автором диссертационного исследования совместно с сотрудником ЗАО «Прогноз» А. Чегодаевым для повышения эффективности и оптимизации вычислений различных метрик (таких как, например, срез книги заявок на конкретный момент времени). В такой структуре полный путь возможных состояний заявки может быть представлен как набор событий с начальными и конечными характеристиками (время, цена, объём, состояние). Для трансформации исходных данных мы использовали аналитические функции, предоставляемые средствами СУБД,

такие, например, как функция **LEAD()**. Еще одним преимуществом такой структуры данных является снижение числа записей вплоть до 50 % от первоначального объема. На следующем этапе были загружены данные с типом события *TRADE* (приложение 1, табл. 1.9.).

Таблица 1.9 содержит детальную информацию о сделках, произошедших на финансовом рынке. В исходных данных мы не имели информации о клиентах, которые совершали сделки, а только информацию об их заявках. Эта информация была извлечена с использованием функции **JOIN()** при объединении сделок с заявками.

Взяв первоначальный набор данных, мы создали справочник инструментов, агентов и брокеров (для этой операции мы использовали операцию **DISTINCT()**) с целью дальнейшего использования в диссертационном исследовании (приложение 1, табл. 1.10.).

Дополнительно нами была рассчитана и записана в специальную структуру информация по лучшим ценам спроса и предложения на каждое событие на рынке (для этого мы использовали специальной код на языке C++, который восстанавливал книгу заявок на каждое событие и вычислял необходимые характеристики по книге заявок) (приложение 1, табл. 1.11.).

Выделение финансовых инструментов на сингапурском рынке

На финансовом рынке имеется достаточное число финансовых инструментов, при этом существует среди них много схожих друг с другом по своим свойствам и микроструктуре. С целью регулирования рынка, имеет смысл рассматривать не весь спектр финансовых инструментов (которых более 1000 штук на каждой бирже), а лишь наиболее репрезентативную их часть. Таким образом, мы подошли к задаче кластеризации финансовых инструментов и выбора из них наиболее репрезентативных. На начальном этапе мы выделили несколько подгрупп инструментов с целью охватить анализом весь рынок:

- а) выбрали тридцать инструментов, входящих в индекс STI на периоде 2012 г. (приложение 1, табл. 1.4.);

- б) выделили десять инструментов с наибольшим объемом торгов, не входящие в индекс STI (приложение 1, табл. 1.5.);
- в) десять инструментов с наибольшим коэффициентом осцилляции по торговому объему, не входящие в первую и вторую подгруппу (приложение 1, табл. 1.6.). Коэффициент осцилляции для торгового объема рассчитывается как:

$$TV_dist = \frac{\max(TV) - \min(TV)}{avg(TV)}, \quad (24)$$

где TV_dist – коэффициент осцилляции; $\max(TV)$ – максимальное значение торгового объема в акциях в 2012 г.; $\min(TV)$ – минимальное значение торгового объема в акциях в 2012 г.; $avg(TV)$ – среднее значение торгового объема в акциях в 2010 г.

- г) остальные пятьдесят инструментов (приложение 1, табл. 1.7.) выбраны путем иерархической кластеризации, основанной на расстоянии Canberra, по пяти характеристикам:

- средний объем торгов, выраженный в денежных единицах;
- относительный размер тика;
- средний относительный бид-аск-спред в %;
- число совершенных на рынке сделок;
- рыночная капитализация.

Кластеризуемая выборка инструментов не входит в подвыборки 1, 2 и 3. Расстояние Canberra $d^{CAD}(p, q)$, между векторами p, q задается следующим методом:

$$d^{CAD}(p, q) = \sum_{i=1}^n \frac{|p_i - q_i|}{|p_i| + |q_i|}, \quad (25)$$

где $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ – вектор первой характеристики; $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ – вектор второй характеристики.

После того как мы выделили 50 групп акций со всего рынка, из каждой группы мы случайным образом выбрали по одному инструменту (приложение 1, рис. 1.1).

Выделение финансовых инструментов на российском рынке

На начальном этапе анализа инструментов на российском фондовом рынке мы выделили несколько подгрупп инструментов с целью охватить весь рынок:

- а) 30 инструментов, входящих в индекс ММВБ на периоде 2012 г. (приложение 1, табл. 1.2.);
- б) 30 инструментов, не входящих в индекс ММВБ (приложение 1, табл. 1.3.), но при этом являющихся типичными инструментами с различными характеристиками –
 - средний объём торгов, выраженный в денежных единицах;
 - относительный размер тика;
 - средний относительный бид-аск-спред в %;
 - число совершенных на рынке сделок;
 - рыночная капитализация.

Для кластеризации мы использовали тот же метод, что и для финансовых инструментов на рынке Сингапура. В результате была получена разбивка инструментов, которая достаточно хорошо делит группы активов (особенно по ликвидности) (приложение 1, рис. 1.2.).

2.2 Выделение высокочастотных и низкочастотных участников рынка

Как показано в параграфе 1.3, существует много способов классификации участников финансового рынка, но при этом наибольшее внимание уделяется высокочастотным участникам. В дальнейшем исследовании мы будем опираться на классификацию участников, выделяющую высокочастотных и низкочастотных участников финансового рынка.

Определение списка метрик, характеризующих поведение агентов

На основе анализа источников информации, необходимой для построения модели, в ходе диссертационного исследования нами был сформирован список метрик (подробно описан в приложении 2). В первую очередь мы выделили наиболее значимые финансовые инструменты, которые характеризуют поведение участников на финансовом рынке.

Анализ метрик, характеризующих поведение HFT

Для кластеризации были использованы расстояния: евклидово расстояние, расстояние Чебышева, расстояние городских кварталов, расстояние Канберра, бинарное расстояние, расстояние Минковского. Для построения иерархического дерева мы воспользовались методами: Уорда, ближайшего соседа, дальнего соседа, средней связи, Маккуитти, медианным и центроидным.

В процессе анализа мы испробовали все виды расстояний в сочетании со всеми видами методов построения иерархического дерева. В итоге наиболее удачная классификация получена по методу Уорда с использованием расстояния городских кварталов (приложение 2, рис. 2.1.) и по методу Маккуитти также с использованием расстояния городских кварталов (приложение 2, рис. 2.2.).

Для дальнейшего анализа переменных и характеристик агентов мы использовали метод главных компонент. Метод главных компонент — один из основных способов уменьшить размерность данных, потеряв наименьшее количество информации.

В ходе анализа графика нагрузок метода главных компонент и распределения весов переменных в первых десяти главных компонентах мы выделили девять характеристик (приложение 2, рис. 2.3.), которые наилучшим образом отражают различные аспекты деятельности агентов на рынке:

- среднее число заявок в день;
- среднее число сделок, инициированных агентом;
- средний дневной денежный оборот, выраженный в денежных единицах;
- медианное дневное значение относительной позиции агента на конец дня;
- максимальная интенсивность агента за один час;
- соотношение числа заявок к числу сделок;
- коэффициент присутствия заявок агентов на лучших котировках;
- метрика агрессивности, показывающая долю сделок, инициированных агентом;
- средневзвешенное по объему время удержания позиции.

Таким образом, сортировка участников сводится к анализу пороговых уровней перечисленных выше характеристик. В первую очередь для выделения высокочастотных участников мы постарались применить уже известные и хорошо зарекомендовавшие себя методы, а после улучшить методологию выделения групп участников.

Апробация методологии Кириленко – Кайла

Мы рассчитали метрики, которые используются в методологии Кириленко – Кайла и Барона – Бругарда – Кириленко (подробности методологии см. параграф 1.3). Мы применили эту методологию для идентификации HFT, при этом постарались использовать адаптированные

пороги. Для начала мы вычислили соответствующий порог по торговому обороту в день, для этого мы перевели 10 контрактов E-mini в соответствующий денежный эквивалент и получили сумму в 0,5 млн долл. США. Волатильность торговой позиции и относительная позиция на конец дня взяты из оригинального исследования. Затем мы проанализировали вариационный ряд числа сделок и обнаружили эмпирически обоснованный порог, равный 2 500 сделок (приложение 2, рис. 2.4.).

Для идентификации высокочастотных агентов по методике Кириленко – Кайла мы использовали следующие пороги:

- а) среднедневной оборот за день не менее 500 000 долл. США;
- б) среднедневное отношение позиции к общему торговому обороту не более 5%;
- в) среднедневная волатильность торговой позиции в течение дня к общему торговому обороту за день не превышает 1,5%;
- г) среднедневное число сделок не менее 2500.

Участники, удовлетворяющие всем четырем условиям, признаются HFT-агентами. Специфика рассматриваемого нами рынка показывает, что не было агентов, которые бы удовлетворяли всем указанным критериям (в частности, критериям б и г). Если не использовать критерии б и г, то в выборку попадут только лишь активные участники финансового рынка. Мы применили подход Барона – Брогарда – Кириленко, который имеет еще более жесткие пороги отнесения агентов к высокочастотным участникам:

- а) среднедневной оборот за день не менее 10 млн долларов США;
- б) медианное отношение позиции к общему торговому обороту не более 5%;
- в) медианное значение волатильности позиции агента не должно превышать 10%.

В результате такие пороги также не позволяют выделить ни одного участника в группу HFT (в данном случае участники торгов не удовлетворяют критериям б и г).

Апробация методологии IIROC

Мы использовали методологию, принятую в Организации по регулированию инвестиционной индустрии Канады (IIROC) для классификации участников рынка. Для этого мы посчитали суммарную величину заявок и суммарную величину сделок по каждому счету за каждый месяц.

На следующем этапе мы построили линейную регрессию (в соответствии с методологией), используя логарифмы числа сделок и числа заявок в месяц, и выявили, что в данном случае зависимость между числом заявок и числом сделок хорошо описывается степенной зависимостью. При этом линия регрессии близка к соотношению числа заявок к числу сделок, равному 1:1.

Далее мы произвели детрендрование логарифма числа заявок на построенную модельную регрессию. Мы вычислили детрендрованные логарифмы числа заявок агентов. По результатам вычислений была построена гистограмма наблюдений с логарифмической осью числа наблюдений (приложение 2, рис. 2.5.). Это позволило наблюдать неоднородность выборки и разделить гистограмму расстояния числа заявок от тренда на две выборки – HOT и остальные участники. К участникам HOT мы отнесли агентов, которые имеют расстояние, превышающее 2, что соответствует величине Order-to-Trade ratio = 22,7.

Далее мы построили вариационный ряд отношения числа заявок к числу сделок и не обнаружили значимых разрывов в этом ряду (приложение 2, рис. 2.6.). Красной линией мы отметили уровень, по которому выделяем агентов в HOT.

Мы отметили HOT-агентов на общей диаграмме число заявок – число сделок и обнаружили вполне правдоподобную картину разбиения агентов. В итоговой группе агентов HOT мы получили 183 агенто-месяца, которые были классифицированы как HOT.

Апробация методологии ASIC

Мы применили методологию, используемую Австралийской комиссией по ценным бумагам и инвестициям (ASIC) для классификации участников рынка, в соответствии с которой рассматривали статистику по каждому участнику за каждый день.

Для каждого агента мы нашли квартили распределения и рейтинговали каждого агента в соответствии с числом набранных баллов по характеристикам (подробное описание методики ASIC см. в параграфе 1.3.):

Мы взяли 15% счетов с наибольшим рейтингом и таким путем получили на каждый день для каждого счета идентификатор HFT или не HFT.

Методология идентификации участников основанная на эмпирических данных

С учетом проанализированных данных и взаимосвязей между агентами нами была предложена следующая методика для выделения высокочастотных участников анализируемого финансового рынка. Мы считаем, что группа высокочастотных участников состоит из двух подгрупп, которые условно можно обозначить как группа НОТ-участников и группа HFT-участников. Для выделения группы НОТ-участников мы применили следующие критерии:

- число сообщений, отправленных за день, больше 500;
- отношение числа заявок к числу сделок должно быть больше 10:1;
- минимальный период активности больше 30 дней;
- коэффициент систематичности торговли больше 90%.

Для выделения HFT мы применили следующие критерии:

- число сообщений, отправленных за день, больше 500;
- минимальный период активности больше 30 дней;
- коэффициент систематичности торговли больше 90%.

Применив данный подход к выделению HFT-агентов, мы обнаружили **25 HFT-счетов** и **7 НОТ-участников**, которые удовлетворяют критериям. Все HFT-счета активны, но при этом не обязательно заканчивают свой день с очень малой величиной относительной позиции.

2.3 Имитационные модели с нулевым интеллектом

Эконофизика долго считалась экономической наукой, к которой применяют количественные методы, модели и концепции, пришедшие из физики [175, 176]. С течением времени агентное моделирование стало ассоциироваться с эконофизикой. С тех пор в эконофизике принято разделять два разных подхода к проведению исследований и вычислений: «статистическую эконофизику» и «агент-ориентированную эконофизику». Эти два направления имеют общие основы и исходные гипотезы, т. к. описывают социально-экономическую систему как сложную комплексную систему, предполагая при этом, что такая сложность возникает вследствие объединения поведения многих элементов данной системы сложным образом. Более того, эти два подхода избегают априорных предположений и основывают методологию на верификации с эмпирическими данными.

Агент-ориентированная эконофизика пытается воспроизвести статистические закономерности, наблюдаемые в экономических и финансовых системах, тогда как статистическая пытается описать эти закономерности непосредственно вытекающими из эволюции этих систем. Отличие этих двух областей эконофизики было выявлено (но не объяснено) Ж.-Ф. Бушо [68] и дополнено Фенг [113], Чакраборти[80, 81], которые сделали обзор эконофизики в двух превосходных статьях, дополнивших друг друга в теме основ этих двух областей. Как было замечено Шинкусом [184, 185], существует единая эконофизика, в рамках которой физики разработали два различных метода работы со статистическими зависимостями, характеризующими комплексность экономических систем.

Статистическая эконофизика появилась из статистической физики и довольно часто ассоциируется со стилизованными фактами в экономике. Эти стилизованные факты обычно обозначают эмпирические закономерности, которые были обнаружены в процессе статистических исследований

финансовых временных рядов и наблюдаются на различных временных масштабах, рынках, активах, странах [80].

В данном подходе не моделируется рациональность и индивидуальность поведения агента (как в агент-ориентированном подходе). Когда речь идет об агенте, подразумевают агента с «нулевым интеллектом» (термин, впервые введенный Годдом и Сандером [117]) – агента, который не имеет интеллекта, не пытается максимизировать прибыль, не наблюдает, не запоминает и не учится. Поведение агента случайно, и результаты, выдаваемые такими моделями, аналогичны с точки зрения математики диффузной модели в физике. Статистическая эконофизика может быть рассмотрена как междисциплинарное направление [135, 178], основанное на выявлении универсальных статистических зависимостей (т. е. зависимостей, наблюдаемых в различных областях науки).

В противоположность строгому статистическому подходу агент-ориентированная эконофизика основана, скорее, на микроподходе, поскольку она использует агент-ориентированное моделирование, применяемое во многих областях [106]. Агент-ориентированная эконофизика появилась из вычислительной физики [188]. Данная область в основном использовала модели рынка, движимого заявками, или модели с использованием кинетической теории [80].

Модель Маслоу (Maslov model)

Модель Маслоу впервые была предложена в работе [162] и является одной из первых моделей движимого заявками рынка, моделирующей внутрисуточную динамику финансового рынка. Агенты в данной модели могут выставять рыночные и лимитные заявки на покупку или продажу. При этом вероятность выставления рыночной заявки равна вероятности выставления лимитной заявки, точно так же как вероятность выставления заявки на покупку равна вероятности выставления заявки на продажу. Цена выставления заявки случайна и равномерно распределена на некотором расстоянии от последней цены сделки. Все заявки имеют максимальное фиксированное

время жизни, после которого они отменяются. В результате эта достаточно простая модель позволяет воспроизводить такие особенности рынка, как тяжелые хвосты, длинную память волатильности и нетривиальное значение показателя Херста в ценовой динамике.

Модель Даниелса

Для описанных ниже моделей мы проделали численные расчеты, поскольку они являются ключом к пониманию построенной нами в диссертационном исследовании модели. Для анализа и апробации этих моделей нами был выбран один месяц (январь 2012) торгов акциями ОАО «Аэрофлот». ОАО «Аэрофлот» – крупнейшая российская авиакомпания, и ее акции входят в список так называемых голубых фишек и в индекс ММВБ. За исследованный период (21 торговый день) было выставлено 2 765 074 заявок, из которых 31 572 были исполнены. При этом было куплено и продано 15,3 миллиона акций, что составило торговый оборот в 779,4 миллиона рублей.

Модель была предложена в [97, 67, 190] и имеет ряд параметров, которые фундаментально описывают процесс ценообразования на финансовых рынках. Основное предложение в модели заключается в том, что процесс прихода и снятия можно представить пуассоновским процессом. Интенсивность прихода лимитных заявок определяется параметром α , который показывает число пришедших заявок на данный ценовой уровень за заданную единицу времени (рис. 13). От данного параметра зависит стабильность модели, волатильность цен на рынке, состояние книги заявок на рынке. Вторым по важности параметром является интенсивность отмен заявок δ , который определяет, насколько долго живут заявки в книге заявок. Чем меньше значение этого параметра, тем более разреженной является книга заявок и, соответственно, тем большая волатильность будет на рынке. Еще одним важнейшим параметром является интенсивность прихода рыночных заявок μ , которая определяет, как часто в интервал времени приходят рыночные заявки.

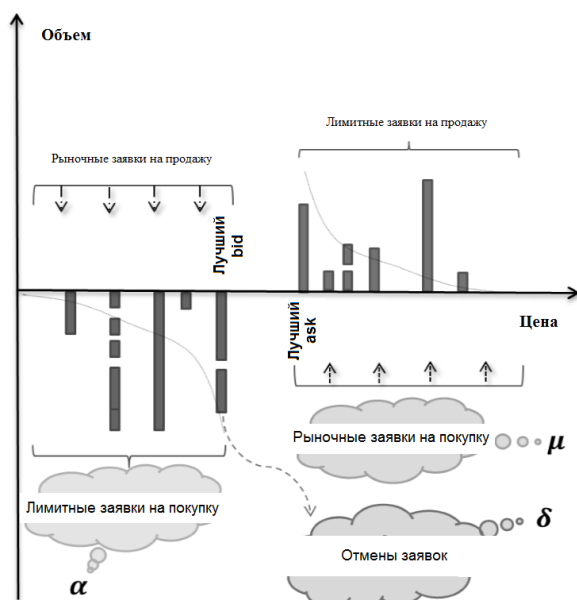


Рисунок 13. Схема модели Даниелса

Для оценки параметра α мы рассчитали разность между ценами заявок, приходящих на рынок, и средней ценой на рынке. Основная часть заявок приходит на рынок по цене, близкой к лучшей цене на рынке. Кроме того, мы обнаружили, что распределение расстояния от лучшей цены хорошо описывается степенным законом (приложение 3, рис. 3.1.).

В соответствии с моделью, представленной в [97], мы оценивали лишь 58% всех пришедших на рынок заявок. Мы высчитали, что параметр $Q_t^{upper} = 12$ тиков, $Q_t^{lower} = -11$ тиков, а общее число эффективных лимитированных заявок составляет 1 655 646 в данном интервале. Таким образом, параметр $\alpha = 3427 \frac{\text{заявок}}{\text{день} \cdot \text{цена}}$ или 0,108 заявки в секунду на один уровень цены. Общее число рыночных заявок равняется 869 и 3390 лимитных заявок с немедленным исполнением, поэтому $\mu = 0,0064$ заявки в секунду. Специфика оценки параметров описана в приложении А.1 к статье [109]. Одно небольшое отличие от оригинальной статьи заключается в том, что параметр δ оценивается в терминах секунд, а не в терминах событий. Мы вычислили, что среднее время жизни заявки равняется 3,5 секунды [14]. Все параметры представленной модели оценивались на эмпирических данных и представлены в приложении 3 таблице 3.1.

Следующим шагом была генерация случайного потока заявок, который описывается параметрами, оцененными ранее (табл. 3.1.). Затем этот поток заявок обрабатывался алгоритмом, который повторяет механизм исполнения заявок на Московской Бирже

С целью подробного количественного описания различий в приростах цен и в спреде приводим сравнительные графики плотности вероятности, в которых эмпирические данные сравниваются с данными имитационной модели. Имитационная модель показывает более тяжелые хвосты в распределении цен, по сравнению с экспериментом (приложение 3, рис. 3.2.).

Отметим, что стандартная модель случайного броуновского блуждания (англ. random walk) неспособна показывать тяжелые хвосты в приростах. Имитационная же модель воспроизводит стилизованный факт тяжелых хвостов, но с более тяжелыми хвостами. Именно более тяжелые хвосты приводят к тому, что в имитационной модели цена способна измениться более чем на 50 % за день, в то время как по эмпирическим данным изменение составляет не более нескольких процентов.

Сравнивая распределения спреда, можно прийти к выводу, что они довольно похожи, но в имитационных данных имеется небольшое смещение (приложение 3, рис. 3.3.), которое делает хвост распределения более тяжелым, что приводит к большему спреду, чем наблюдается на эмпирических данных.

Еще одной важной характеристикой является время жизни заявки. Эмпирические данные имеют длинный хвост в распределении, который может быть аппроксимирован степенным законом. Как видно из приложения 3 рисунок 3.4, пуассоновский процесс плохо аппроксимирует время жизни заявки.

Модель Майка – Фармера

Подход к моделированию финансового рынка с использованием модели с нулевым интеллектom оказался очень перспективным, и за моделью 2003 г. последовали ее новые варианты. В публикации [109] (в главе, посвященной возможностям улучшения модели) представлены важнейшие свойства потока

заявок, которыми должна обладать модель, реалистично описывающая микроструктуру финансового рынка. Часть этих усовершенствований была реализована в работе [165]. Эту модель принято называть моделью Майка – Фармера (MF). Можно выделить следующие отличия модели Майка – Фармера от модели, представленной в [97].

- Поток заявок обладает длинной памятью.
- Тяжелые хвосты учтены в распределении цен выставленных заявок.
- Для моделирования процесса отмены заявок не используется пуассоновский процесс.

Впоследствии модель была проанализирована и дополнена в работах [81, 119, 124]. Первым и основным дополнением модели является автокоррелированный поток заявок. Знаки потока заявок являются процессом с длинной памятью [71, 152, 153]. Данное свойство является стилизованным фактом финансовых рынков, и именно оно вызвало недоумение исследователей в связи с тем, что приросты цен на финансовых рынках не имеют памяти, тогда как поток заявок – имеет. Впрочем, необходимо заметить, что в модели Майка – Фармера приросты цен также не автокоррелированы, что и наблюдается в реальности [1].

Первым шагом к построению потока заявок с длинной памятью служит оценка экспоненты Херста на эмпирических данных. Для этой цели мы использовали метод, представленный в работе [50] и реализованный в пакете `dvfBm` в статистической среде R.

Другим важнейшим дополнением в модели Майка – Фармера является распределение цен приходящих в книгу заявок. Для всех переменных используются такие же названия, как и в оригинальной статье Майка – Фармера [165]. Для начала мы отыскивали относительное расстояние от цены приходящей заявки на рынок до соответствующей ей лучшей цены на рынке (до лучшей цены на покупку для заявок на покупку и до лучшей цены на продажу для заявок на продажу). В своей работе Майк и Фармер отмечают, что распределение Стьюдента наилучшим образом описывает распределение

указанного расстояния на Лондонской фондовой бирже (LSE) в 2001 г. В то же время нами установлено, что распределение Стюдента описывает эмпирические данные Московской Биржи недостаточно хорошо. Положительный хвост в эмпирическом распределении значительно меньше, чем его параметрические значения (приложение 3, рис. 3.5.). При этом в отрицательной части хвоста распределения теоретические значения распределения уступают эмпирическим. Таким образом, модель будет чаще производить так называемые эффективные рыночные заявки (лимитные, заявки которые сразу же исполняются и по своей сути являются рыночными) [12].

Предположение о присутствии данного распределения в наших данных может привести к увеличенным бид-аск-спредам на рынке и бóльшим приростам цен, поскольку число рыночных заявок будет больше и это приведет к более разреженной книге заявок и меньшей ликвидности на рынке. Позднее в нашем исследовании мы постараемся улучшить аппроксимацию данного эмпирического распределения.

Еще одной важной особенностью модели Майка – Фармера является улучшенный процесс снятия заявок. Данный процесс отмен заявок отличается от пуассоновского процесса, описанного в работе [97]. В его основу положены вполне очевидные идеи о факторах, которые способствуют снятию заявок на рынке. Одним из таких важных факторов является положение отменяемой заявки в книге заявок. Чем дальше заявка на покупку от лучшей заявки на продажу и чем дальше заявка на продажу от лучшей заявки на покупку, тем выше вероятность того, что она будет снята. Если же заявки находятся близко к лучшим ценам на рынке (к лучшей цене покупки или продажи), вероятность того, что они будут исполнены, выше, а вероятность их отмены – ниже. Для проверки этой гипотезы мы построили условную вероятность отмены заявки в зависимости от ее положения в книге заявок (приложение 3, рис. 3.6.). Как видно из этого графика, с отдалением от лучших цен (от значения переменной $y = 0$) вероятность отмены заявки значительно возрастает и приближается к 1.

Оказалось, что невозможно оценить данную функцию с использованием уравнения, приведенного в работе [165], поэтому нам пришлось модифицировать аппроксимирующую функцию до следующего вида:

$$P(C_i|y_i) = K_1(1 - D_1 \exp^{-y_i}). \quad (26)$$

Эта формула также выражает нелинейный рост вероятности отмены заявки с удалением от лучших цен на рынке.

Другим весьма логичным предположением является зависимость отмен заявок от дисбаланса в книге заявок на момент снятия заявки. В момент дисбаланса в книге заявок участники наблюдают преобладание одной группы участников над другой (например, преобладание покупателей над продавцами). Заявка в преобладающей группе, скорее всего, не будет исполнена и поэтому она чаще снимается (приложение 3, рис. 3.7.).

После этого мы оценили зависимость вероятности еще от одного фактора – числа заявок в книге заявок. Логично предположить ситуацию, когда в книге заявок мало заявок, тогда число отмен будет невелико и вероятность отмены будет низкой. Если же в книге заявок много лимитных заявок, это не должно оказывать сильного воздействия на число отмененных заявок. На эмпирических данных о ходе торгов на российском рынке акций (приложение 3, рис. 3.8.) мы обнаружили, что эта гипотеза подтверждается. Надо заметить, что на данных о ходе торгов на Лондонской фондовой бирже Майк и Фармер получили обратную зависимость (см. параграф 5.3 в статье [165]) [54].

Для аппроксимации данной кривой мы выбрали идентичную аналитическую форму условной вероятности отмены от положения в книге заявок. В конечном итоге общая условная вероятность в зависимости от трех факторов рассчитывается следующим образом:

$$P(C_i|y_i, n_{imb}, n_{tot}) = A(1 - D_1 \exp^{-y_i})(n_{imb} + B)(1 - D_2 \exp^{-n_{tot}}). \quad (27)$$

Довольно интересен тот факт, что из-за преобладания на современных рынках систем алгоритмической торговли и высокочастотных участников рынка большинство заявок закрываются через считанные миллисекунды после

выставления. Большая часть заявок на рынке закрываются, поэтому вероятность отмены в большинстве случаев близка к единице.

После того как мы оценили все описанные выше параметры (приложение 3, табл. 3.2.), на каждом шаге мы создавали новую заявку с определенными параметрами. Знак заявки мы генерировали с использованием процесса дробного броуновского движения (FBM) с экспонентой Херста, оцененной ранее. Для моделирования цены мы использовали распределение Стьюдента с оцененными ранее параметрами. Объем для каждой заявки оставался постоянным. После этого мы высчитывали все характеристики книги заявок, которые оказывают влияние на вероятность отмены заявок. Более подробное описание процесса генерирования заявок можно найти в работе [124].

Количественный анализ моделей

С целью более подробного количественного описания различий в приростах цен и в бид-аск-спреде приведены сравнительные графики плотности вероятности, в которых эмпирические данные сравниваются с имитационными моделями. Модель Майка – Фармера (MF) показывает более тяжелые хвосты в распределении цен, чем на эмпирических данных (приложение 3, рис. 3.9.). Сравнивая распределения бид-аск-спреда, можно прийти к выводу, что они похожи, но в имитационных данных имеется небольшое смещение (приложение 3, рис. 3.10.). Еще одной важной характеристикой является время жизни заявки. Эмпирические данные имеют длинный хвост в распределении, который может быть аппроксимирован степенным законом. Как видно из приложение 3 рисунок 3.11., полученные распределения времени отмены заявок имеют длинных хвост, но обе модели имеют смещение. Таким образом, класс моделей с «нулевым интеллектом» способен довольно адекватно воспроизводить статистические свойства финансового рынка, но при этом существуют определенные погрешности и неточности в использовании методов данного класса.

2.4 Имитационные модели на основе агентного подхода

В этом параграфе мы рассмотрим более подробно развитие агент-ориентированного подхода в эконофизике. Наиболее ранние работы в области симуляций Монте Карло в экономике принадлежат Стинглеру [198] и Кохену [91], а первая современная мультиагентная модель была предложена Кимом и Марковицом [136]. Основной мотивацией для микросимуляционного исследования был рыночный крах 1987 г., когда рынок США упал больше чем на 20%. Такое сильное падение не объяснялось появлением новой важной информации, и исследователи сконцентрировались на факторах, отличных от информационных. Основной идеей была гипотеза о том, что хеджирующие стратегии и портфельное страхование внесли значительный вклад в падение американских индексов. В своем анализе Ким и Марковиц постарались раскрыть взаимосвязь между долей участников, использующих стратегию страхования портфеля, и волатильностью рынка. В оригинальной модели Кима и Марковица участники начинают со структурой портфеля, находящейся в дисбалансе, то есть участники изначально имеют либо слишком много, либо слишком мало активов. Основным результатом данного исследования явилось то, что стратегии страхования портфеля способны оказывать дестабилизирующий эффект на рынок. Кроме того, Ким и Марковиц предоставили теоретические обоснования для обсуждения причин краха 1987 г.

Их модель, конечно же, не была разработана для того, чтобы объяснять другие феномены в финансах (например, стилизованные факты). Комплексное исследование моделирования и статистический анализ данных, генерируемых моделью, на самом деле показали, что характеристики временных рядов цен и объемов вряд ли имеют какое-либо сходство с эмпирическими данными [180]. Ким и Марковиц пытались воссоздать рынок, на котором применяются стратегии, используемые в реальной жизни, и поэтому дали очень детальное описание активности на микроуровне. В противоположность данной

специфичной модели поздние модели используют детальное описание поведения агентов.

Один из таких подходов представлен в работе, написанной группой ученых из Еврейского университета в Иерусалиме (Hebrew). Первая публикация их подхода появилась в экономическом журнале в 1994 г. [145], за ней последовали более детальные отчеты в различных высокорейтинговых журналах по физике и компьютерной науке и в книге [146, 147, 147, 149, 143]. Модель Леви – Леви – Соломона (LSS) призвана описывать комплексную динамику рынка с гетерогенными квазирациональными частично информированными агентами. Модель содержит большое число виртуальных агентов, характеризуемых текущим капиталом, структурой портфеля, ожиданиями и склонностью к риску. При этом каждый агент имеет собственные значения этих характеристик.

Заметим, что нереалистичную ценовую динамику в моделях Кима – Марковица и Леви – Леви – Соломона не следует критиковать слишком серьезно: обе модели были лишь первыми попытками симулировать рынки на микроуровне, и их целью в большей степени являлось изучение механизмов формирования пузырей и крахов, нежели рассмотрение статистических особенностей и воспроизведение финансовых временных рядов. По крайней мере в случае LLS авторы (по их собственному утверждению [181]) изначально не знали законов масштабирования, характерных для финансовых временных рядов. Тем не менее позже их модель послужила отправной точкой для анализа статистических свойств моделируемых данных. Интересно, что динамика богатства агентов, присущая модели LLS, в последующем породила множество исследований, значительно подробнее анализирующих развитие богатства трейдеров в моделях (например, [144, 192]). Результаты развития этой модели, получившие обозначение SLH, были представлены в статье Хуанга и Соломона [129] в которой механизм модели представляет собой случайный мультипликативный процесс изменения богатства каждого трейдера с элементами системы «хищник – жертва».

Вместе со случайным блужданием Башелье [58] и мультипликативной моделью случайных агентов SLH модель Конта – Бушо [92] является одной из простейших моделей, имеющих всего три параметра (по сравнению с многопараметрической моделью Лукса –Марчеси, описанной ниже). Модель Конта – Бушо основана на многолетнем опыте исследований в области физики, химии и математики (таких как случайные поля Иори и модели Изинга, используемые в физике уже много лет [133]). При этом такая модель позволила описать динамику, подобную динамике, происходящей на финансовом рынке. Очевидно, что с вышеописанным типом моделей «эконофизики» ввели новые инструменты анализа финансового моделирования. До появления подобных моделей результаты исследований в экономике были сосредоточены на коммуникации и распространении информации среди трейдеров (например, [61, 138]). В случае же с полем Иори и перколяционными моделями анализируется передача информации и формирование мнений среди групп агентов. В то время как первые попытки микроскопических моделей финансовых рынков оказались не в состоянии объяснить законы масштабирования доходности, некоторые из последних моделей, как кажется, в состоянии объяснить некоторые из статистических свойств финансовых данных (стилизованные факты).

Необходимо заметить, что существует еще ряд важных тем, оставленных будущим исследователям: во-первых, недавний всплеск вновь появившихся данных о внутридневной динамике и транзакционном уровне информации дает огромные возможности для поиска новых закономерностей на очень малых масштабах времени [103]. В то время как универсальные законы подобия, найденные на всех рынках, можно объяснить с помощью простых методов, используемых в физике, детальная внутридневная информация может потребовать более подробных моделей (в презентации работ Маслова [162] такие модели были названы «монстрами»).

Наибольшей проблемой всех этих подходов является то, что схожая с рынком динамика наблюдается в случае достижения определенного числа

агентов, которое не соответствует реальному числу участников на рынке. Данное утверждение было показано для моделей Кима – Марковица и Люкса – Марчеси в работе Эггента [105] и, возможно, применимо и к остальным моделям. В недавней работе Чена и Йена было показано, что наиболее интересные свойства модель искусственного рынка приобретает с ростом популяции агентов на рынке. В модели Люкса – Марчеси [158] влияние конечного числа агентов становится заметным, когда повышенное число агентов приводит к повышенному спросу, что влияет на цену. Хотя ожидается, что из-за роста агентов должна увеличиваться волатильность на рынке, происходит совсем наоборот. Волатильность актива уменьшается с ростом числа агентов, а при значительном увеличении волатильность совсем исчезает. Конечно же, такая линейная зависимость волатильности и спроса-предложения на рынке от числа агентов не является адекватной. Одним из перспективных направлений в этой области представляется рассмотрение самоорганизующихся сил на рынке (возможно, путем добавления динамики благосостояния), которые могут привести к эффективной локализации уровня избыточного спроса.

Мы постарались рассмотреть классы моделей, представленные в агент-ориентированном подходе эконофизики и выявить наиболее важные элементы, на которых они основаны.

а) Стохастические симуляционные модели (SSM – the stochastic simulation model)

Впервые предложены в работе [158] и в дальнейшем дополнены, и проанализированы в более поздних статьях [158, 88]. Модель SSM основана на нелинейном подходе при взаимодействии агентов в группах. В модели имеются группы, ориентирующиеся на фундаментальную стоимость, и агенты, ориентирующиеся на ценовые движения. Метод рассматривает несколько ключевых вариантов и моделей поведения агентов в группах, переключая число агентов в группе при помощи стохастического подхода. Динамика охватывает переход настроений шумовых трейдеров (от

оптимистичного до пессимистического), а также переход агентов между шумовыми трейдерами и фундаментальными группами участников. Динамика изменения популяции групп происходит в ответ на наблюдаемые различия в прибыли. Переключение между различными группами моделируется с использованием пуассоновской вероятности перехода. Цена в данной модели контролируется маркетмейкером, который реагирует на дисбаланс спроса и предложения. Целью данной модели является изучение свойств финансовых временных рядов (особенно нелинейных их характеристик), генерируемых моделью, и выявление зависимостей от рыночных характеристик. С одной стороны, тесты дают неустойчивые результаты, при этом приросты временных рядов подчиняются iid-процессу во многих реализациях модели. С другой стороны, при тестировании модели на кластеризацию волатильности модель показывает хорошие результаты, которые хорошо соотносятся с эмпирическими данными (особенно при оценке авторегрессионной модели условной гетероскедастичности [131], результаты напоминают типичный результат, построенный на эмпирических данных).

б) Агентная модель инвестирования (ABMI – the agent-based model for investment)

Модель была предложена в 2001 г. Фармером [111]. Целью данной модели является демонстрация того, как легко агентная модель может быть использована для моделирования и анализа финансового рынка. В данной модели существует два типа агентов: инвесторы и маркетмейкеры. Маркетмейкер выполняет простую роль корректировки цены как функции от дисбаланса заявок. Исследование показывает, каким образом работает механизм ценообразования. Склонность маркетмейкера к риску способна вызывать тренды в ценах финансового актива. Это объясняется тем, что маркетмейкер может приобретать позицию, от которой он хочет впоследствии избавиться. А структура цен на рынке создает возможность для технических трейдеров. В модели есть точка, в которой рынок является эффективным (то есть каждый остается при своих деньгах). Авторы анализируют условия, при

которых рынок будет сходиться к этой точке. При этом необходимо заметить, что ценовые значения в модели, показывают вполне реалистичную динамику со собственными трендами.

в) Адаптивная система убеждений (ABS – the Adaptive Belief System)

Данная модель была представлена в работах Брока и Хоммеса [73, 127]. Модель основана на нелинейном динамическом подходе. Основной целью модели является исследование динамики цен в простом механизме ценообразования в случае, когда агенты имеют гетерогенные ожидания. В данной модели финансовый рынок рассматривается как эволюционная система. Инвесторы представлены аналогичным образом, как и в SSM-модели в том смысле, что имеются инвесторы с различными функциями прогнозирования (как правило, фундаментальные участники и чартисты) и доля участников в различных группах изменяется с течением времени. Основное отличие между моделью SSM и ABS в том, что в первой вероятность перехода является стохастической, а во второй она детерминирована. Эволюция доли в группе основана на идее, что большинство инвесторов выбирают стратегию предсказания, которая генерировала высокую прибыль в прошлом. Результаты модели указывают на то, что гетерогенные убеждения могут привести к нестабильности рынка: большое число участников в группе фундаментальных, как правило, приводит к стабилизации цен на рынке, в то время как при большой доле чартистов на рынке существует тенденция к дестабилизации цен.

г) Генуэзский искусственный рынок (GASM – the Genoa artificial stock market)

Модель была представлена в работе [172] и позднее дополнена в статьях [173, 90]. Основным вопросом в модели является механизм влияния рыночной микроструктуры и макроэкономической ситуации на рыночные цены. Чтобы достигнуть поставленных целей, понадобилась многоагентная модель, с помощью которой можно было бы выполнять вычислительные эксперименты с различными типами искусственных агентов. В результате было предложено

три модели с различными вариантами агентов и их взаимодействия (мы обозначили эти модели следующим образом: *GASM-1* [172], *GASM-2* [90], *GASM-3*[173]). В модели *GASM-1* все участники генерируют заявки стохастическим образом как функцию от исторической волатильности, в то время как в *GASM-2* и *GASM-3* вводятся дополнительные сложные технические торговые стратегии. Кроме того, в модели *GASM-3* существуют фундаментальные участники (в отличие от первых двух). Во всех моделях имеется ограничение: агенты располагают конечным запасом ресурсов (число денег). Во всех моделях цена лимитных заявок зависит от лучшей цены спроса и предложения на рынке. Вводя зависимость заявок от волатильности, модель учитывает корреляцию цены и волатильности. Все три модели способны воспроизводить некоторые стилизованные факты финансовых временных рядов, такие как тяжелые хвосты или кластеризация волатильности. Эффект кластеризации волатильности в модели *GASM-1* чувствителен к размеру модели (популяции агентов). Если популяция агентов становится слишком большой, появляется тенденция к исчезновению кластеризации волатильности.

В модели *GASM-2* процесс цены проявляет сильную тенденцию к возврату к среднему. Учитывающие в торговле особенности возврата к среднему участники зарабатывали больше, чем другие участники. В долгосрочном периоде доходность стратегий зависела от текущих рыночных условий (растущий или стабилизирующийся рынок) и периодичности перебалансировки портфеля. Кроме того, модель опровергла гипотезу случайного блуждания. В модели *GASM-3* долгосрочное распределение доходности агентов рассмотрено при различных торговых стратегиях. Результаты показывают, что эффективность (доходность) торговой стратегии не может быть оценена только на основе самой стратегии. Ее успех зависит от рыночных условий.

д) Модель Леви – Леви – Соломона (LLS: the Levy-Levy-Solomon microsimulation model)

Модель была представлена в статье [145] и изучена более подробно в [147, 214]. Модель является одной из первых моделей, применяющих симуляции на микроуровне для анализа динамики финансовых временных рядов. Инвесторы имеют ограниченный срок памяти (в несколько периодов), на котором они строят свои прогнозы. Они используют подобные функции полезности, но имеют разные параметры неприятия риска и длительность памяти в этих функциях. Чтобы ожидания инвесторов с одинаковыми объемами памяти сделать гетерогенными, модель максимизирует функцию полезности. Исследования, основанные на LLS, продемонстрировали крайнюю зависимость от начальных условий. Значимое влияние оказывает случайная траектория цен на старте модели, функция полезности, склонность к риску, различные периоды памяти и начальное распределение богатства в модели. В отношении богатства и рыночной эффективности результаты модели подтверждают гипотезу, что участники с постоянной долей акций в их портфеле являются более доходными, чем остальные стратегии. Кроме того, модель показывает, что участники, берущие на себя больший риск, получают и большую доходность, и данная группа будет увеличивать свое богатство. При этом динамика цен в модели иногда носила характер, стимулирующий возникновение пузырей и их крах.

е) Модель Санта-Фе (SF-ASM – the Santa Fe ASM)

Модель была представлена в работах [142, 140, 202]. Модель является одной из наиболее цитируемых и представляет собой одну из первых моделей, которая применяет подход «снизу-вверх» к финансовому рынку.

Основной целью указанной модели является понимание динамики относительно традиционных экономических моделей. Инвесторы выставляют заявки на рынок, основываясь на наборе стратегий, которые изменяются с течением времени при помощи генетических алгоритмов. Результатом модели

является вывод о том, что эффективность рынка и доходность агентов зависит от скорости, с которой они способны обновлять свой набор стратегий.

ж) Агентная модель с бизнес-школой (BS: the business school representation)

Модель была представлена в работах [86, 87]. Модель является агентной и названа «школьной» из-за особого механизма эволюции стратегий агентов. Основной идеей является подход, схожий с моделью SF-ASM тем, что имеется набор стратегий для прогнозирования будущей цены как функции от рыночной доходности. Инвесторы время от времени обновляют параметры функции прогноза, которую они используют. Когда модель прогнозирования перестает предсказывать рынок достаточно хорошо, агент идет в «школу» и там выбирает новую функцию прогнозирования. Популяция прогнозирующих функций в «школе» обновляется с течением времени при помощи генетических алгоритмов. Эксперименты, связанные с моделью, выдают результирующие цены, приросты которых являются независимыми одинаково распределенными случайными величинами.

з) Модель ОМР (мнений, медиа, прошлая финансовая информация)

Модель впервые была предложена в статьях [114, 163]. В модели ОМР симуляция рынка происходит на микроуровне. Агенты в этой модели формируют свои торговые намерения, анализируя исторические данные, учитывая прогнозы успешных агентов и, кроме того, получая новости и информацию. Агенты выбирают наиболее успешные доступные им стратегии. В исследованиях, проведенных на основе ОМР, присутствуют факты распределения с тяжелыми хвостами и кластеризация волатильности. Кластеризация волатильности в модели объясняется дисбалансом между спросом и предложением.

и) Непрерывная асинхронная модель СТАМ (the continuous time asynchronous model)

Модель впервые была опубликована в статьях [189, 96, 167, 166]. СТАМ является непрерывной асинхронной моделью, где агенты взаимодействуют

друг с другом. Непрерывное асинхронное взаимодействие достигается путем применения моделирования на основе событий (на основе марковских сетей в расширенной версии), т. е. благодаря особому вниманию к времени и частоте прихода заявок. Агенты в модели не непрерывно активны, а просыпаются и спят в определенные интервалы времени. Такие интервалы могут возникать после исполнения заявки или после определенных рыночных событий, или после изменения цен.

Модель СТАМ была внедрена в платформу асинхронного моделирования NatLab. Симуляции, проведенные на NatLab-платформе, показали, что модель описывает отсутствие автокорреляции в приростах цен и наличие длинной памяти у волатильности. Ценовая динамика близка к динамике рыночных цен.

Модель позволяет сделать вывод, что динамика рынка может резко изменяться при небольшой доле участников, следующих за трендом. Кроме того, были обнаружены и изучены выигрышные стратегии. Результат анализа показал, что эффективность стратегии зависит от рыночных условий.

к) Расширенная модель Глостена – Милгрона EGM (the extended Glosten-Milgrom)

Модель Глостена – Милгрона стала уже классической в области микроструктуры, но в работах [98, 99] была предложена ее модификация. Данная модификация имеет несколько новых особенностей, относящихся к регулировке цен маркетмейкером. Модель разработана с целью показать влияние информационной асимметрии на величину бид-аск-спреда. Для этого модель использует классическую модель Глостена – Милгрона [116]. В модели EGM маркетмейкер пытается обнаружить фундаментальную стоимость актива при помощи байесовского обучения. Он определяет лучшую цену покупки и продажи на основе его ожидания реальной стоимости, потока заявок агентов и его предыдущих знаний о соотношении информированных и неинформированных участников рынка. В статьях, посвященных модели EGM, используется непараметрический метод оценки плотности

распределения вероятностей истинного значения цены. Время в данной модели является дискретным, и поступающие маркетмейкеру заявки носят случайный характер.

В данной модели также оценивается эффективность деятельности маркетмейкера на рынках с разными характеристиками. Полученные результаты позволяют предположить, что рынок очень изменчив и величина бид-аск-спреда бывает высокой в периоды сразу же после скачка цен. Тем не менее алгоритм обучения, применяемый маркетмейкером, достаточно оперативно устраняет информационную асимметрию на рынке. Рынок быстро переходит в состояние с однородной информацией, небольшими спредами и низкой волатильностью.

л) Модель, основанная на электронном маркетмейкинге EMM (the ASM based on an electronic market maker)

Предложена модель в статье [85]. Модель EMM, так же как и модель EGM, фокусируется на стратегии регулирования цен маркетмейкером. В модели пуассоновский процесс изменяет истинную стоимость актива и генерирует заявки агентов, которые выражают решения информированных и шумовых участников. Основной целью модели является моделирование проблемы маркетмейкера в рамках обучения с подкреплением, развитие стратегий маркетмейкеров, а также оценка доходности их работы.

Обучение с подкреплением является методом обучения, при котором агенты стремятся максимизировать свою долгосрочную прибыль. Никакое знание конъюнктуры рынка маркетмейкером (например, о приходе заявок на рынок или динамике истинной стоимости актива) не предполагается. Вместо этого агент узнаёт фундаментальную стоимость актива из опыта работы на рынке в реальном времени и развивает стратегии маркетмейкинга для достижения нескольких целей (максимизации прибыли и минимизации величины бид-аск-спреда). Результаты симуляций показали, что с использованием техник обучения можно создавать успешные алгоритмы маркетмейкинга. В работе были проанализированы две возможных ситуации

поведения маркетмейкера. В базовой модели маркетмейкер изменяет одну цену (среднюю), в расширенной модели цены бид и аск отличаются друг от друга. В базовом сценарии оптимальная стратегия определена аналитически (в классической модели Глостена – Милгрона), и модель показывает, что обучение успешно приходит к этой стратегии. В то время как в базовой модели маркетмейкеру необходимо только контролировать направление цены, в расширенной модели он должен контролировать спред и направление.

При этом в данной модели у маркетмейкера была выявлена одна успешная стратегия, которая известна как алгоритм «актер – критик». Данная стратегия генерирует стохастическую стратегию, которая правильно изменяет цены покупки/продажи в соответствии с дисбалансом приходящих заявок и эффективно управляет соотношением между прибылью и величиной бид-аск-спреда. Кроме того, стохастическая стратегия, как показано, превосходит детерминированную с точки зрения достижения более узких спредов.

м) Модель KarSyn

Данная модель впервые предложена в статьях [156, 154, 155]. В исследованиях, описывающих структуру KarSyn, подчеркивается важность рыночной микроструктуры. Модель имитирует микроструктуру различных фондовых бирж, особенно их процедуру ценообразования. Модель ориентируется на рыночные механизмы бирж XETRA и NASDAQ. Инвесторы представлены на индивидуальном уровне. Важно отметить, что модель KarSyn является одной из немногих моделей, которые генерируют внутридневные данные (все рассмотренные выше модели генерировали данные на конец дня). Рыночная структура подобная XETRA подразумевает наличие аукциона на открытии и закрытии торгового дня, непрерывную торговую сессию между ними и возможные запуски дискретных торгов на бирже. KarSyn также представляет так называемых назначенных спонсоров (брокеров), которые взаимодействуют на XETRA и NASDAQ. В модели торгуются несколько финансовых активов. Инвесторы могут совершать различные действия с различными активами. Участник может разместить

заявку на покупку или на продажу или изменить ее. С каждым действием ассоциируется время реакции. Время реакции зависит от ожидаемой полезности таким образом, что время реакции будет меньше для действий с высоким уровнем полезности. На каждом этапе итерации выбирается действие для исполнения. Выбор зависит от времени реакции, ассоциирующегося с этим действием. Действия с малым временем реакции имеют большую вероятность быть выбранными.

Таким образом, рассмотрев наиболее значимые модели, разработанные в рамках агент-ориентированного подхода эконофизики, мы определили, что в большинстве случаев агентные модели были построены для описания цен на конец дня, а не для внутридневной динамики. Лишь только модель KarSyn представляет собой пример того, как можно моделировать внутридневную динамику. Модель OMP предлагает интересный подход, связанный с одновременным принятием решений на основе ближайших соседей и информации, поступающей с рынка, но, к сожалению, эмпирическую информацию о том, на кого ориентируется конкретный участник, трудно найти в данных. Интересным также представляется использование идеи из модели адаптивных систем убеждений о доле участников у определенной группы агентов. Класс моделей дает довольно хорошие основания для анализа различных феноменов на финансовом рынке. Но ни одна агентная модель не пытается учесть изменения, связанные с размером тика на рынке и с последствиями, к которым может приводить это изменение. В дальнейшем нашем исследовании мы будем ориентироваться на модель, которая смогла бы объединить в себе оба подхода (статистической и агентной эконофизики) в рациональной мере и позволила бы описать модели, связанные с изменением размера тика. Любая современная имитационная модель должна реализована на компьютерной платформе. Следующий параграф посвящен обзору имитационных платформ и выработке критериев, которым должна соответствовать такая платформа.

2.5 Анализ систем для имитационного моделирования

Агентный подход в процессе развития довольно часто применялся к моделированию финансовых рынков. Сложное поведение такого рынка достаточно хорошо описывалось поведением большого числа агентов, которые своими действиями формировали агрегированные показатели рынка. Вслед за революционной моделью Santa Fe Artificial Stock Market за последние 20 лет возникло немало моделей искусственного финансового рынка (см. параграф 2.4). В этих моделях сложные агенты были способны воспроизводить стилизованные факты финансового рынка [128, 141]. Большинство таких моделей имели программную реализацию, в которую закладывалась логика взаимодействия агентов друг с другом и механизмы клиринга на рынке. В данной части мы даем обзор программных реализаций моделей микроструктуры рынка. Кроме того, описаны все достоинства и недостатки программных реализаций моделей.

Модель Santa Fe Artificial Stock Market (ASM)

Имитационная модель ASM (Artificial Stock Market) была разработана в университете Santa Fe в США в конце 80-х – начале 90-х годов. Данная модель симулирует работу рынка, цены и сделки, создаваемые искусственными адаптируемыми агентами (англ. "artificial adaptive agents") [43].

Первое поколение моделей фондового рынка разрабатывалось в конце 1980-х. Рынки в таких моделях работали следующим образом: цена объявляется маркетмейкером для всех агентов на рынке. Агенты производят поиск торговых сигналов для текущих условий рынка и отсылают на рынок заявки на покупку или продажу одной акции. Большую часть времени рынок находится в состоянии отсутствия равновесия, с преобладанием покупателей или продавцов. В случае преобладания покупателей цена увеличивается, в противном – уменьшается. Данная модель рынка была реализована на языке программирования C на платформе UNIX-систем. Позднее модель была модифицирована на объектном C и усовершенствована на компьютерах NeXT.

Объектно ориентированная парадигма очень удобна для процесса разработки агентных моделей. Программное обеспечение на компьютерах NeXT отличалось удобным пользовательским интерфейсом и графикой, показывающей в реальном времени эволюцию финансового рынка в процессе симуляций.

Преимущества:

- первая программная реализация имитационной модели финансового рынка;
- доступность исходного кода программы.

Недостатки:

- механизм ценообразования на рынке не является механизмом двойного непрерывного аукциона (CDA);
- рынок не находится в равновесии;
- параметры в данной модели рынка не являются эмпирически оцениваемыми.

Модель Genoa Artificial Stock Market (GASM)

В 2000 г. Мишель Марчеси (Michele Marchesi) и Марко Раберто (Marco Raberto) разработали собственную имитационную модель финансового рынка. Модель была названа “Genoa Artificial Stock Market” (Генуя – название города, в котором была разработана данная модель). Модель была реализована на языке программирования Smalltalk, который в 3–4 раза производительнее языка Java. Модель GASM имеет ряд особенностей:

- конечность финансовых ресурсов агентов;
- особый механизм клиринга (основанный на механизме клирингового центра или на лимитной книге заявок);
- случайная торговля агентов с обратной связью от волатильности;
- распределение богатства среди агентов;
- число агентов, вовлеченных в торговлю.

Преимущества:

- двойной непрерывный аукцион (CDA) в основе формирования цены;
- случайная торговля агентов с обратной связью от волатильности.

Недостатки:

- параметры модели не могут быть эмпирически оценены;
- недоступность исходного кода;
- отсутствует пользовательский интерфейс.

АТОМ

Платформа АТОМ (ArTificial Open Market) разрабатывается с 2009 г. совместной исследовательской группой в Техническом университете Лилля (Technical University of Lille) и университете Парижа (University Paris 1 Panthéon Sorbonne), в которую входят ученые из различных областей.

АТОМ – это среда для агент-ориентированного моделирования рынка акций. Платформа является полностью независимой и гибкой. Она позволяет проводить эксперименты, совмещая действия искусственных агентов и реальных людей. Кроме того, у данной модели имеется ряд особенностей.

- Агенты торгуют на рынке, который определяется его микроструктурой. Конкуренция между различными торговыми системами может быть воспроизведена.
- Рынок содержит столько финансовых инструментов, сколько необходимо.
- Каждый актив торгуется через механизм двойного непрерывного аукциона, схожий с механизмами группы компаний Nyse-Euronext.
- Тип заявок может быть весьма разнообразным – от обычных лимитированных заявок до сложных заявок.
- Имеется проверка заявок на отмену и обновление.
- Любая из симуляций может включать человеческое поведение и искусственных агентов.
- Платформа может быть использована с целью воссоздания реальных торгов на основе информации о реальном потоке заявок с биржи.

- Пользователь может отслеживать параметры популяций агентов и изменять их.

АТОМ разработан на языке программирования Java и может быть использован в наиболее распространенных операционных системах (Windows, OS X, Linux). АТОМ способен исполнять более 400 000 заявок менее чем за 5 секунд.

Преимущества:

- кроссплатформенность;
- реализация модели на основе двойного непрерывного аукциона;
- веб-интерфейс;
- высокая скорость обработки заявок;
- возможность использования распределенных симуляций с использованием большого числа компьютеров.

Недостатки:

- отсутствие в модели эмпирически оцениваемых параметров;
- недоступность исходного кода.

Altrema adaptive modeler

На данный момент единственный коммерческий проект в области имитационного моделирования финансового рынка, который предлагается для использования частными инвесторами. Компания «Альтрева» (Altrema) была образована Джимом Уиткамом (Jim Witkam) в 2003 г. и специализируется на исследовании и разработке ПО для прогнозирования временных рядов и симуляции финансового рынка. Альтрева использует технологии агент-ориентированного программирования и эволюционных вычислений для создания адаптируемых, развивающихся и самообучаемых моделей финансового рынка. Altrema Adaptive Modeler – это программное обеспечение для создания имитационных моделей для прогнозирования реальных цен финансовых активов. Модели с использованием агентного подхода постепенно развиваются в процессе поступления реальной рыночной информации. В процессе обучения ПО генерирует прогнозы цен и торговые сигналы на день вперед для достижения избыточной прибыли,

скорректированной на риск, без оптимизации и переобучения на исторических данных.

Adaptive Modeler создает агентную модель реально торгуемого актива. Модель содержит популяцию из тысяч агентов и виртуальный рынок. Каждый агент представляет собой виртуального инвестора со своим списком торгуемых активов и торговыми правилами. Adaptive Modeler затем развивает модель (агентов), шаг за шагом предоставляя историческую рыночную информацию. После получения каждой новой котировки агенты переоценивают свои торговые правила и выставляют заявку на покупку или продажу на виртуальный рынок. Затем клиринговый механизм вычисляет цену и исполняет все заявки. После этого клиринговая цена используется для генерации торгового сигнала. В процессе эволюции некоторые плохо торгующие агенты заменяются новыми агентами, торговые правила которых создаются на основе генетических алгоритмов из торговых правил успешных агентов. Данный цикл повторяется для каждой новой котировки на рынке. Самоорганизация через эволюцию агентов и в результате динамики цен приводит агентов к обучению распознавать и использовать возможности получения прибыли (неэффективности рынка). В то же время адаптация агентов приводит к изменению поведения на рынке.

Преимущества:

- эмпирически калибруемые параметры;
- коммерческое ПО для прогнозирования будущих цен;
- эволюция поведения и правил торговли.

Недостатки:

- система не учитывает возможных изменений на уровне микроструктуры;
- недоступен исходный код ПО.

JASA

JASA – это высокопроизводительный симулятор торгов для экспериментов в области агент-ориентированной экономики (подробнее [45]).

Он реализует различные варианты двойного аукциона и разработан так, чтобы быть максимально расширяемым, так что другие типы аукционов могут быть с легкостью реализованы. ПО предоставляет также базовые классы объектов для реализации простых торговых агентов с адаптируемыми стратегиями.

Преимущества:

- двойной аукцион в основе формирования цены;
- доступность исходного кода.

Недостатки:

- отсутствие в модели эмпирически оцениваемых параметров;
- нет удобного пользовательского интерфейса.

Immitrade

В результате сотрудничества Московской Межбанковской Валютной Биржи (ММВБ), Вычислительного центра РАН и компании Forecsys в 1999 г. была создана имитационная модель биржевых торгов. Уникальной особенностью данной модели является возможность точного воспроизведения реальных торговых сессий ММВБ. Основными предпосылками создания системы «Имитрейд» явились, с одной стороны, наличие сложной электронной системы биржевых торгов ММВБ, с другой стороны, отсутствие достойных тренажеров для обучения будущих трейдеров. Исходными данными для биржевого тренажера «Имитрейд» являются специальным образом подготовленные модели торговых сессий ММВБ. «Имитрейд» максимально приближает учебные торги к реальным. С одной стороны, можно ставить заявки в очередь и влиять своими действиями на ход торгов, с другой стороны, рынок ведет себя как реальный, поскольку имитационная модель воспроизводит реальную торговую сессию. «Имитрейд» предоставляет инструмент для проведения самых смелых экспериментов над рынком. Можно ли удержать рынок от падения? Как продать большой пакет, не разрушив рынок? Сколько средств нужно потратить, чтобы спровоцировать спекулятивный бум? Для настройки модели используются методы распознавания образов.

Система «Имитрейд» имеет клиент-серверную архитектуру. Сервер «Имитрейд» построен на основе имитационной модели торгов, реализованной библиотекой MoToг.

Процесс торговли основан на механизме двойного аукциона и в общих чертах состоит в следующем. На протяжении сессии участники торгов в произвольном порядке подают заявки, которые характеризуются направленностью (на покупку или на продажу), ценой и объемом. Встроенный в ИМТ торговый автомат сопоставляет заявки и генерирует сделки в строгом соответствии с правилами торгов на ММВБ.

При появлении заявок ход торгов адекватно корректируется моделью (например, при единичной покупке большого объема происходит кратковременное расширение спреда, увеличение цены, а затем откат). Поведение других участников моделируется согласно специальным алгоритмам-роботам, способным воспроизводить поведение своего реального прототипа с учетом информации о текущем состоянии торгов [40].

Преимущества:

- реализация модели на основе двойного непрерывного аукциона;
- коммерческое ПО;
- удобство пользовательского интерфейса;
- эмпирически калибруемые параметры.

Недостатки:

- отсутствие исходного кода ПО.

Natlab

NatLab – это платформа асинхронного симулирования искусственного рынка акций [39]. Данный проект был инициирован С. Соломоном (Sorin Solomon) и Львом Мучником (Lev Muchnik), а позже продолжен Даниэлом Гиллесом (Daniel Gilles). Рынок в большинстве случаев заселен одним типом агентов (98% случаев). Эти агенты действуют случайно и выставляют довольно малого размера лимитные заявки (приблизительно 2% от их капитала). Цены для лимитных заявок выбираются в области текущей

рыночной цены. Каждая заявка с вероятностью 50 % может быть как на покупку, так и на продажу. Все агенты действуют независимо друг от друга, и каждый имеет собственный критерий поведения.

Преимущества:

- реализация модели на основе двойного непрерывного аукциона;
- различные типы агентов на финансовом рынке.

Недостатки:

- система не учитывает возможных изменений на уровне микроструктуры (например изменение размера тика);
- отсутствие в модели эмпирически оцениваемых параметров;
- отсутствие исходного кода ПО.

Eurace project

Модель EURACE представляет собой полностью интегрированную макроэкономическую модель Европы, которая состоит из трех сфер: реальной сферы экономики (рынок предметов потребления, рынок средств производства и рынок труда), финансовой сферы (кредитного и финансового рынка) и публичного сектора (Еврокомиссия, Европейский центральный банк и Евростат). Реализация платформы EURACE началась в 2006 г. и была выполнена на инновационном технологическом инструменте, который позволяет масштабировать вычисления на значительное число агентов. Инструмент основан на фреймворке FLAME (Flexible Large-scale Agent-based Modelling Environment) [101]. К 2008 г. EURACE был наиболее крупной и полной агентной моделью. EURACE состоит из восьми программных модулей. Одним из блоков является имитационная модель финансового рынка (Artificial Financial Market). В имитационной модели все агенты разделены на шумовых, трендовых и фундаментальных. Агенты выбирают объем инвестирования и актив инвестирования исходя из предыдущей доходности за индивидуальный период, дивидендной доходности компании и личного предпочтения к каждому активу. Агенты выставляют заявки с ценой и объемом, которые приходят в клиринговый дом. При этом цена на актив выбирается близкой к последней рыночной цене актива. Клиринговый дом

осуществляет процедуру клиринга, которая формирует цену актива, максимизирующую объём покупок и продаж на рынке. Временная задержка между ордерами генерируется распределением Вейбулла [59].

Преимущества:

- различные типы агентов на финансовом рынке;
- возможность использования распределенных симуляций с использованием большого числа компьютеров;
- комплексность модели;
- различные стратегии для участников на рынке.

Недостатки:

- отсутствие в модели эмпирически оцениваемых параметров;
- отсутствие исходного кода ПО;
- реализация модели не на основе двойного непрерывного аукциона;
- отсутствие пользовательского интерфейса.

Crisis project

Проект «Кризис» – это консорциум университетов, частных фирм и политиков, который направлен на создание новой модели экономики и финансовой системы, основанной на том, как люди и учреждения ведут себя на самом деле. Консорциум составляют 11 ведущих европейских научных и частных учреждений при поддержке политиков и финансистов. Данный проект был рассчитан на три года (2011–2014) и финансировался Европейской комиссией. Цель состояла в построении новой модели для финансовой системы ЕС и его макроэкономики. Одной из частей данной модели является финансовый блок моделей (FABM). Этот блок моделей выполнен на языке программирования Java и поэтому прототип модели является кроссплатформенным. Домохозяйства вкладывают свои свободные средства или в депозиты, или в инвестиционные фонды. При этом на каждом шаге домохозяйство может изменить свое решение. Инвестиционные фонды могут быть трех типов: фонды ориентированные на фундаментальный анализ, следующие тренду и индексные фонды. Инвестиционные фонды покупают

акции компаний и банков и таким образом через клиринговый механизм формируют цену актива [57].

Преимущества:

- различные типы агентов на финансовом рынке;
- возможность использования распределенных симуляций с использованием большого числа компьютеров;
- комплексность модели;
- различные стратегии для участников на рынке.

Недостатки:

- отсутствие в модели эмпирически оцениваемых параметров;
- отсутствие исходного кода ПО;
- реализация модели не на основе двойного непрерывного аукциона.

Fimas project

Программный комплекс был создан кандидатом технических наук А. С. Федеряковым под руководством профессора, доктора технических наук В. П. Романова. Автором программного комплекса были проанализированы основные наработки на момент написания работы [48]. В данной модели присутствуют различные типы агентов: фундаментальные, технические, шумовые, крупные инвесторы и др., и с этой точки зрения модель хорошо отражает реальную структуру рынка. Каждый тип агентов имеет собственную функцию принятия решений [44].

Преимущества:

- различные стратегии для участников на рынке;
- документация проекта;
- наличие исходного кода ПО;
- возможность доработки модели;
- пользовательский интерфейс.

Недостатки:

- отсутствие в модели эмпирически оцениваемых параметров;
- реализация модели не на основе двойного непрерывного аукциона.

Глава 3. Построение имитационной модели микроструктуры рынка

3.1 Структурный анализ и эмпирические оценки имитационной модели

В предыдущей главе мы разделили всех участников на две основные группы, которые представляют собой высокочастотных участников финансового рынка и агентов, торгующих с низкой частотой. Такого рода подход позволяет учесть различия в методе принятия инвестиционных решений между алгоритмами и живыми людьми. Для каждой из групп участников мы определяем функцию принятия решений. Данная функция базируется на интенсивности прихода заявок на рынок. Каждая приходящая от участника заявка имеет свойства объема, цены и направления. После того как заявки приходят на рынок, они попадают в книгу заявок и обрабатываются механизмом, схожим с механизмом ценообразования на бирже. Кроме того, на бирже рассчитываются различные агрегированные показатели (дисбаланс в книге заявок, общее число заявок в книге заявок, относительный объем для каждой заявки, относительная позиция в книге заявок), которые попадают к участникам. На основании данных показателей участники принимают решения об отмене своих заявок с определенной вероятностью. В случае если агент решает отменить заявки, происходит направление приказа на биржу об отмене заявки. После того как данный приказ приходит на биржу, заявка отменяется (графическое представление процесса см. на Рисунок 14).

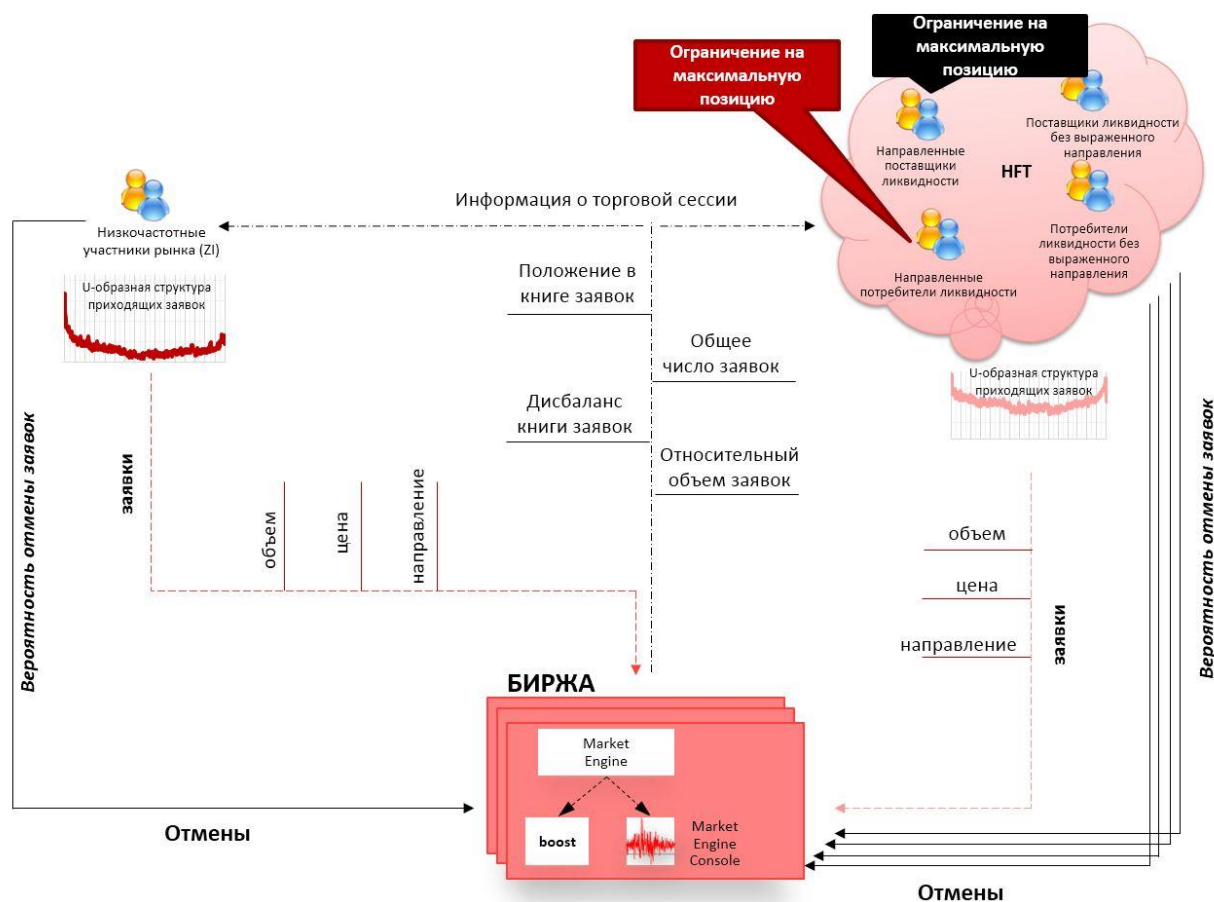


Рисунок 14. Укрупненная схема имитационной модели микроструктуры фондового рынка

Оценка параметров группы низкочастотных участников для имитационной модели

Для моделирования потока заявок низкочастотных участников рынка (ZI) мы оцениваем, как распределяются следующие параметры потока заявок:

- интенсивность прихода заявок на рынок,
- распределение цен приходящих на рынок заявок,
- распределение объемов приходящих на рынок заявок,
- направление приходящих на рынок заявок (покупка или продажа).

В дополнение мы определяем для данной группы участников функцию отмены заявок, которая зависит:

- от относительной позиции заявок в книге заявок,
- общего числа заявок в книге заявок,
- дисбаланса в книге заявок,

- относительной величины заявки по отношению к объему на лучших ценах в книге заявок.

Оценка распределения цены приходящих заявок

Первым шагом при оценке данного распределения мы рассмотрели различия в распределении между инструментами. Для этого мы построили распределения для четырех наиболее ликвидных инструментов с различным минимальным изменением цены (UOB, KPCORP, STEL, GOLDAGRI).

Цену приходящих заявок мы определяем как расстояние, выраженное в тиках от лучшей соответствующей цены:

$$x = (p - p_b)/ticksize \text{ для заявок на покупку,} \quad (28)$$

$$x = (p_a - p)/ticksize \text{ для заявок на продажу,}$$

где p – цена заявки;

p_a – лучшая цена на продажу;

p_b – лучшая цена на покупку;

$ticksize$ – текущий размер тика.

Вычисляя таким методом расстояние, мы получаем график, который с экономической точки зрения имеет хорошую интерпретацию.

Эмпирическое распределение расстояния цен заявок показано в приложении 4 рисунок 4.1. Финансовый инструмент, который имеет большой размер тика (например, инструмент GOLDAGRI – зеленые круглые точки), чаще всего имеет более тонкие хвосты в распределении, чем инструменты с относительно малым размером тика (например, инструмент UOB – синие квадратные точки). Детали зависимости формы распределения цены от размера тика представлены в параграфе 3.2.

На следующем этапе исследования было обнаружено, что распределение цен необходимо рассматривать как смесь нескольких распределений. Для этого распределение было поделено на три области: распределение из левой части (это те заявки, которые попадают вглубь книги заявок), распределение из правой части (заявки, попадающие на

противоположную сторону книги заявок, встающие в спред или мгновенно исполняющиеся) и заявки, попадающие на лучшую цену на рынке (для заявок на покупку – на цену лучшей покупки, для заявок на продажу – на цену лучшей продажи). Каждая из частей может с достаточной точностью быть оценена при помощи теоретического распределения. Например, для оценки левого хвоста распределения необходимо рассматривать логнормальное распределение с параметрами, наилучшим образом описывающими эмпирическое распределение. Для положительного хвоста распределения имеет смысл рассматривать степенное распределение, которое наилучшим образом отражает эмпирические данные. Частота попадания заявок на лучшую цену на рынке ($x = 0$) оценивается отдельным числом. Результат оценки эмпирического распределения представлен в приложении 4 рисунком 4.2.

Такой подход позволяет с достаточно хорошей точностью генерировать распределения, схожие с эмпирическими распределениями цен заявок на рынке (приложение 4, рис. 4.3.).

Оценка распределения объемов приходящих заявок

Распределения величины заявок, приходящих на рынок, ожидаемо имеют очень тяжелые хвосты. Кроме того, весьма часто наблюдается эффект круглых объемов, когда заявки, кратные 5 и 10, встречаются гораздо чаще, чем заявки с другими объемами. Данный факт можно связывать с влиянием человеческого поведения (приложение 4, рис. 4.4.). Распределение объемов заявок предполагается оценивать при помощи степенного распределения. Для данного распределения оценивается степенной показатель α (power law exponent) по следующей формуле:

$$\hat{\alpha} = 1 + n \left[\sum_{i=1}^n \ln \frac{x_i}{x_{min}} \right]^{-1}, \quad (29)$$

где n – число наблюдений;

x_i – значение наблюдаемого параметра;

x_{min} – минимальное наблюдаемое значение.

Используя данную формулу, мы оценивали для различных инструментов и различных участников торгов данный параметр. Так для инструмента STEL получено значение показателя $\alpha = -1,98$, которое задает отрицательный наклон прямой линии оцененного распределения.

Чтобы оценить, насколько хорошим является приближение имитации объемов заявок и эмпирических данных, мы сравнили два распределения на одном графике (приложение 4, рис. 4.5.). Визуально результаты довольно схожие, но для более строгого математического обоснования мы применили критерий Колмогорова – Смирнова с уровнем доверия в 95 %. На данном уровне критерий показывает близость теоретического и эмпирического распределений.

Оценка длинной памяти приходящих заявок

Как было показано в работах [150, 70], приход заявок на рынок является процессом с длинной памятью. При построении длинной памяти рассматривается символьный временной ряд в событийном времени с заменой заявок на покупку на плюс 1 и заявок на продажу – на минус 1. Для всех анализируемых инструментов мы рассчитали автокорреляционную и частную автокорреляционную функцию знаков приходящих заявок. В приложении 4 на рисунке 4.6 представлены автокорреляционные функции знаков лимитных заявок для одного дня инструмента LIANBE. Для количественной оценки памяти в потоке заявок мы воспользовались методом исключения трендов (Detrended fluctuation analysis, далее – DFA). Данный метод позволяет оценить характер памяти во временных рядах. На его основе были получены количественные оценки для дальнейшего моделирования потока знаков заявок (так, например, для LIANBE экспонента Херста равна 0,812).

Существует несколько методов [201] генерирования заявок с длинной памятью, но наиболее часто применяются дискретные авторегрессионные модели DAR(p) и дробное броуновское движение. Для генерирования заявок в работе мы использовали дробное броуновское движение [170] благодаря легкой интерпретируемости значения параметра в модели.

Оценка интенсивности прихода заявок

В отличие от моделей с нулевым интеллектом [97, 162], в которых интенсивность прихода заявок задается пуассоновским процессом, в предлагаемой модели учитывается реальная динамика потока заявок, приходящих на рынок. С этой целью на каждую минуту вычисляется число приходящих на рынок заявок. В приложении 4 на рисунке 4.7 отчетливо виден U-образный паттерн активности и интенсивности прихода заявок внутри дня. Данную динамику достаточно часто объясняют отыгрыванием участниками в первой половине дня информации, пришедшей к ночи. К концу же дня участники стараются закрыть ранее открытые позиции. Для оценки данного паттерна мы построили средние значения и квантили уровня 25 и 75 для каждой минуты из выборки в 251 день. Таким образом мы получили оценку границ, в которых лежит половина анализируемой выборки (серая граница показывает значения между квантилями уровней 25 и 75).

Для генерирования интенсивности потока приходящих на рынок заявок мы использовали данный внутридневной паттерн, руководствуясь следующим методом. Для каждой минуты на эмпирических данных при уровне доверия 95 % проверяется с использованием теста Жака – Бэра гипотеза о нормальности распределения выборки. В случае принятия данной гипотезы оцениваются параметры нормального распределения (средняя и стандартное отклонение), и с учетом этих параметров на конкретную минуту генерируется заданное число заявок. Применяя данный метод к каждой торговой минуте, мы формируем случайную динамику интенсивности прихода заявок внутри дня.

Оценка процесса отмен заявок

Отмены заявок играют важнейшую роль в механизме формирования цен на финансовом рынке. Процесс отмены заявок способен изменять значение средней цены на рынке (например, когда заявка стоит по лучшей цене на рынке) и таким образом косвенно воздействует на ликвидность, т. к. лимитные приходящие заявки ориентируются на лучшую цену на рынке. В моделях с

нулевым интеллектом процесс отмены заявок являлся простым пуассоновским процессом для каждого из уровней книги заявок. В статье Майка Фармера предлагается смотреть на условную вероятность отмены заявок в зависимости от различных факторов. Мы постарались проанализировать наиболее значимые факторы, которые способны влиять на вероятность отмены заявок. При этом мы предполагаем, что рассмотренные факторы являются независимыми друг от друга, т. е. вероятность проявления влияния одного фактора не влияет на вероятность проявления влияния другого фактора. Кроме того, мы предполагаем, что рассмотренные нами факторы являются наиболее значимыми и образуют полную группу событий в рамках рассматриваемой нами задачи.

Условная вероятность отмены заявок в зависимости от значения дисбаланса в книге заявок

Дисбаланс в книге заявок имеет значительное влияние на процесс отмены заявок. Так, например, более вероятна отмена заявок на покупку в случае, когда число заявок на покупку превышает число заявок на продажу. В случае же преобладания в книге заявок продавцов все приходящие заявки с большей вероятностью будут отменяться.

Мы определяем дисбаланс в книге заявок как:

$$n_{imb} = \frac{n_{buy}}{n_{buy} + n_{sell}} \text{ для заявок на покупку,} \quad (30)$$

$$n_{imb} = \frac{n_{sell}}{n_{buy} + n_{sell}} \text{ для заявок на продажу,}$$

где n_{buy} – число заявок на покупку в книге заявок;

n_{sell} – число заявок на продажу в книге заявок.

Следующим шагом мы построили график условной вероятности отмены заявки $P(C_i | n_{imb})$ (приложение 4, рис. 4.8.). Данная зависимость может быть аппроксимирована с использованием линейной функции, задаваемой следующим уравнением:

$$P(C_i | n_{imb}) = K_2 \cdot n_{imb} + b, \quad (31)$$

где K_2 – коэффициент наклона;

n_{imb} – коэффициент угла наклона прямой;

b – константа в уравнении.

Условная вероятность отмены заявок в зависимости от позиции заявки в книге заявок

Позиция в книге заявок определяет ожидаемое время исполнения заявки и поэтому влияет на процесс отмены заявок. Участник рынка, который выставляет заявку в пределах бид-аск-спреда или на лучшую цену на рынке, должен иметь ожидаемое время исполнения заявки значительно меньшее, чем участники, выставляющие заявки вглубь стакана. Когда заявка выставлена в пределах бид-аск-спреда или на лучшую цену на рынке, это означает, что участник рынка является «нетерпеливым», и поэтому заявка будет отменена, если она не исполнится достаточно быстро. Напротив, участники, выставляющие заявки вглубь книги заявок, способны ждать долгое время, пока заявка не исполнится. Для изучения данного эффекта мы вычисляем метрику отмен заявок, которая является функцией расстояния до противоположной лучшей цены. Пусть π – это логарифм цены, по которой размещена заявка, Δ_i – это расстояние цены заявки до противоположной цены в момент времени t , вычисляемое следующим образом: $\Delta_i = \pi - \pi_b(t)$ для заявок на продажу и $\Delta_i = \pi_a(t) - \pi$ для заявок на покупку. В соответствии с определением $\Delta(0)$ – это расстояние до противоположной лучшей цены в момент выставления заявки, и $\Delta(t) = 0$, если заявка исполняется. Пусть характеристика, определяющая относительную позицию в книге заявок, вычисляется следующим образом: $y_i(t) = \frac{\Delta_i(t)}{\Delta_i(0)}$. В момент выставления данная характеристика приобретает значение, равное 1. В случае же «убегания» рыночной цены данная характеристика увеличивает свое абсолютное значение. На следующем этапе нашего исследования мы оценили на эмпирических данных условную вероятность отмены заявок $P(C_i|y_i)$ как функцию относительной позиции заявки в книге заявок. С точки зрения

экономической логики получилась вполне разумная зависимость, при которой заявки, отдаляющиеся от рынка, начинают отменяться, в то время как заявки, которые становятся ближе к лучшим ценам на рынке, отменяются гораздо реже (приложение 4, рис. 4.9.). Данную зависимость мы попытались оценить при помощи следующей функциональной зависимости:

$$P(C_i|y_i) = (1 - \exp^{-K_1 \cdot y_i}), \quad (32)$$

где C_i – вероятность отмены i -й заявки;

K_1 – коэффициент, определяющий степень затухания;

y_i – относительная позиция i -й заявки в книге заявок.

Условная вероятность отмены заявок в зависимости от общего числа заявок в книге заявок

Вероятность отмены заявок для разреженной книги заявок должна быть значительно ниже, чем в книге заявок, переполненной заявками. В соответствии с этой логикой проверяется зависимость вероятности отмен от числа заявок в стакане. Мы построили такую зависимость и обнаружили, что имеется положительная зависимость между вероятностью отмен заявок и количеством заявок, находящихся в книге заявок (приложение 4, рис. 4.10.). Данную зависимость мы попытались оценить при помощи следующей функциональной зависимости:

$$P(C_i|n_{tot}) = K_3(1 - \exp^{-D \cdot n_{tot}}), \quad (33)$$

где n_{tot} – общее число заявок в книге заявок;

K_3 – коэффициент, определяющий угол наклона;

D – коэффициент, определяющий степень затухания.

Условная вероятность отмены заявок в зависимости от относительного объема заявки

Абсолютное значение заявки без соотношения с состоянием текущего рынка не должно оказывать влияния на вероятность отмен. В то же время, рассматривая объем заявки по отношению, например, к объему на лучшей цене на рынке, можно выявить весьма интересные зависимости. Обозначим

относительный объем -й заявки как: $v_{rel} = \frac{volume_i}{volume_{best\ bid}}$ для заявок на продажу и $v_{rel} = \frac{volume_i}{volume_{best\ ask}}$ для заявок на покупку. Для построенной таким методом кривой можно говорить, что чем меньшее значение принимает заявка, тем менее значим объем заявки для рынка. В случае же увеличения относительно объема для рынка такая заявка будет более весома, и соответственно процесс исполнения данной заявки может быть более продолжительным по времени. Мы построили эмпирическое распределение вероятности отмены заявки в зависимости от относительного объема заявки v_{rel} (приложение 4, рис. 4.11.). Данную зависимость мы попытались оценивать при помощи следующей степенной функциональной зависимости:

$$P(C_i|v_{rel}) = K_4 \cdot v_{rel}^\alpha, \quad (34)$$

где C_i – вероятность отмены i заявки;

K_4 – коэффициент наклона функции;

v_{rel} – относительный объем заявки;

α – степень изменения функции.

Общая вероятность отмены заявок

Мы выдвигаем гипотезу о независимости влияния характеристик $y_i, n_{imb}, n_{tot}, v_{rel}$ на вероятность отмены заявок, в соответствии с этим условная вероятность отмены заявки вычисляется следующим образом:

$$P(C_i|y_i, n_{imb}, n_{tot}, v_{rel}) = \frac{P(y_i|C_i)P(n_{imb}|C_i)P(n_{tot}|C_i)P(v_{rel}|C_i)}{P(y_i)P(n_{imb})P(n_{tot})P(v_{rel})} P(C), \quad (35)$$

Подставляя условные вероятности, ранее оцененные с помощью найденных функциональных зависимостей, можно рассчитать общую вероятность отмены заявки следующим образом:

$$P(C_i|y_i, n_{imb}, n_{tot}, v_{rel}) = A(1 - \exp^{-K_1 \cdot y_i})(1 - \exp^{-D \cdot n_{tot}})(K_2 \cdot n_{imb} + b)v_{rel}^\alpha, \quad (36)$$

Для каждого рассматриваемого финансового инструмента и группы шумовых участников рынка нами были оценены параметры процесса отмены заявок (см. подробные оценки в приложении 4).

Оценка параметров группы HFT участников для имитационной модели

Для моделирования потока заявок высокочастотных участников рынка (HFT) мы оцениваем распределение следующих параметров потока заявок:

- интенсивность прихода заявок на рынок,
- распределение цен приходящих на рынок заявок,
- распределение объемов приходящих на рынок заявок,
- направление приходящих на рынок заявок (покупка или продажа),
- объём исполняемой позиции (для направленных участников рынка).

В дополнение мы определяем для данной группы участников функцию отмены заявок, которая зависит:

- от относительной позиции заявок в книге заявок,
- общего числа заявок в книге заявок,
- относительной величины заявки по отношению к объему на лучших ценах в книге заявок.

В процессе исследования было обнаружено, что дисбаланс книги заявок не является значимым фактором для процесса отмены заявок высокочастотных участников рынка. При этом необходимо заметить, что в процессе анализа не было выявлено различий в распределении цен приходящих на рынок заявок и направлении приходящих на рынок заявок от высокочастотных участников рынка, поэтому мы не описываем в настоящем диссертационном исследовании эти два пункта оценки параметров потока заявок от высокочастотных участников рынка.

Оценка интенсивности прихода заявок

Анализируя интенсивность прихода заявок от высокочастотных участников рынка, мы обнаружили, как и в случае с низкочастотными участниками рынка, значимый U-образный паттерн активности (приложение

4, рис. 4.12.). Особый интерес представляет значительное превышение число заявок от высокочастотных участников над количеством заявок от низкочастотных участников. При этом довольно часто проявляется эффект падения интенсивности заявок у высокочастотных участников к концу торгового дня.

Оценка распределения объемов приходящих заявок

Величина заявок, приходящих на рынок от высокочастотных участников рынка, имеет очень тяжелые хвосты в распределениях. При этом необходимо упомянуть, что эффект круглых объемов, наблюдаемый для низкочастотных участников рынка, менее выражен среди высокочастотных участников рынка (приложение 4, рис. 4.13.), что хорошо объясняется предположением, что решения принимаются при помощи алгоритмов, не подверженных психологическим особенностям.

Оценка процесса отмены заявок высокочастотных участников

Тип высокочастотных участников рынка более чувствителен к микроструктурным параметрам финансового рынка, поэтому процесс отмены заявок способен приобретать совершенно иной вид. Для высокочастотных участников рынка мы проанализировали процесс отмены заявок, и нами были выявлены зависимости, не характерные для низкочастотных участников торгов. В первую очередь очевиден факт, что процесс отмены заявок не зависит от дисбаланса книги заявок. Анализируя факторы, от которых зависит процесс отмены заявок, мы пришли к следующим выводам.

Условная вероятность отмена заявок в зависимости от позиции заявки в книге заявок

Нами было обнаружено, что процесс отмены заявок для группы HFT по своей функциональной форме не отличается от такового для низкочастотных участников (приложение 4, рис. 4.14.). Единственным отличием является более выпуклая форма кривой, в которой проявляется тот факт, что высокочастотные участники чаще отменяют заявки. Чтобы произвести формальное доказательство данного утверждения, мы построили графики

распределения параметра K_1 для высокочастотных и низкочастотных участников и проверили их различия в средних при помощи t-теста при уровне доверия 0,95. Различия не были обнаружены. Для описания данной зависимости мы используем функциональную форму следующего вида:

$$P(C_i|y_i) = (1 - \exp^{-K_1 \cdot y_i}), \quad (37)$$

Условная вероятность отмены заявок в зависимости от общего числа заявок в книге заявок

Особый интерес представляет зависимость вероятности отмены заявок от HFT-участников. С ростом числа заявок, находящихся в книге заявок, вероятность отмены падает (приложение 4, рис. 4.15.). Данное явление может объясняться тем, что, когда большая часть продавцов и покупателей на рынке находятся в книге заявок, это означает, что они выбирают стратегию не мгновенного исполнения заявок и, таким образом, высокочастотным участникам приходится реже отменять свои заявки (вследствие малого числа приходящих рыночных заявок). Данная зависимость может быть аппроксимирована простой линейной функцией, оцененной методом наименьших квадратов:

$$P(C_i|n_{tot}) = K_2 \cdot n_{tot} + b, \quad (38)$$

Условная вероятность отмены заявок в зависимости от относительного объема заявки

В случае с относительным объемом заявки высокочастотные участники демонстрируют противоположные зависимости по сравнению с низкочастотными участниками рынка (приложение 4, рис. 4.16.). Данный эффект может быть связан с тем, что HFT-участники в случае присутствия в стакане заявок крупных игроков начинают контролировать свои риски более активно и таким образом чаще отменять заявки. В то же время, когда на рынке заявки имеют небольшие значения, это приводит к тому, что HFT-участники начинают выполнять функции маркетмейкинга в своем классическом варианте, и, таким образом, вероятность отмены значительно снижается. Для

описания данной зависимости мы используем следующую функциональную форму:

$$P(C_i|v_{rel}) = K_4 \cdot v_{rel}^\alpha, \quad (39)$$

где K_4 – показатель наклона функции.

Общая вероятность отмены заявок HFT-участников

Мы выдвигаем гипотезу о независимости влияния характеристик y_i, n_{tot}, v_{rel} на вероятность отмены заявок, таким образом, условная вероятность отмены заявки вычисляется по следующей формуле:

$$P(C_i|y_i, n_{tot}, v_{rel}) = \frac{P(y_i|C_i)P(n_{tot}|C_i)P(v_{rel}|C_i)}{P(y_i)P(n_{tot})P(v_{rel})}P(C), \quad (40)$$

Подставляя ранее оцененные с помощью найденных функциональных зависимостей условные вероятности, можно рассчитать общую вероятность отмены заявки:

$$P(C_i|y_i, n_{tot}, v_{rel}) = A(1 - \exp^{-K_1 \cdot y_i})(K_2 \cdot n_{tot} + b)v_{rel}^\alpha, \quad (41)$$

Для каждого рассматриваемого финансового инструмента и группы высокочастотных участников рынка нами были оценены параметры процесса отмены заявок (см. подробные оценки в приложении 5).

Оценка позиции высокочастотных участников на конец дня

В параграфе 2.2, посвященном идентификации и классификации участников финансового рынка, мы разделили всех высокочастотных участников на четыре условные категории, которые различаются по своему торговому поведению внутри дня (приложение 4, рис. 4.17.). Из этих четырех категорий участники двух торгуют направленно внутри дня. Обычно такие участники исполняют крупные институциональные заявки (метазаявки) при помощи особых алгоритмов (SOR – smart order routing).

Поведение таких участников мы моделируем в несколько шагов. На первом этапе для каждого из направленных участников выбирается направление исполнения заявки (покупка или продажа) путем генерирования равномерного распределения с носителем $[-1; 1]$ и взятия функции sign от

этого числа. После того как было выбрано направление исполнения метазаявки, выбирается объём исполняемой заявки. Для этого мы оценили эмпирическое распределение позиции на конец дня для направленных высокочастотных участников (приложение 4, рис. 4.18.).

Данное распределение достаточно хорошо аппроксимируется с использованием степенного распределения. Таким образом, оценивая для каждого финансового инструмента параметры распределения, мы генерируем объём позиции для каждого участника. После исполнения данного объема агент прекращает торговать на рынке.

3.2 Анализ свойств имитационной модели микроструктуры рынка

Оцениваемые параметры для распределений различных характеристик потока заявок носят стохастическую природу, которая может значительно зависеть от внешних управляющих факторов и от текущего состояния на рынке. Так, например, мы анализируем зависимость параметров потока заявок от размера минимального изменения на рынке и наличия финансовых пузырей на рынке. Кроме того, анализируется взаимосвязь параметров имитационной модели и влияния на цену исполнения метазаявки на рынке.

В данной части диссертационного исследования, мы проанализировали микроструктурные параметры для 60 наиболее ликвидных финансовых инструментов с различными значениями уровней относительного минимального изменения цены (приложение 4, рис. 4.19.).

В нашу выборку попал достаточно разнообразный набор инструментов с очень большим значением тика (72 базисных пункта) и с очень малыми значениями тика (0,18 базисного пункта).

Зависимость параметров имитационной модели микроструктуры от минимального изменения цены на рынке

Одной из важнейших характеристик потока заявок на рынке является размер заявок. Во многих исследованиях было продемонстрировано, что в большинстве случаев характеристики на финансовом рынке подчиняются степенному закону. При построении распределений для различных инструментов из нашей выборки мы обнаружили, что распределение объема заявок имеет степенную форму (приложение 4, рис. 4.20.).

Степенной закон характеризуется показателем, определяющим угол наклона распределения (англ. *scaling exponent*). Для оценки данной величины можно использовать метод максимального правдоподобия. Оценив для всех инструментов в нашей выборке этот коэффициент, мы построили диаграмму рассеяния оцененного коэффициента и значения относительного тика

(приложение 4, рис. 4.21.). Мы обнаружили степенную зависимость между размером заявок и размером тика на финансовом рынке. Таким образом, в случае большого значения тика на рынок приходят более крупные заявки. В случае малого размера тика крупные заявки дробятся на более мелкие, и средний размер заявки становится меньше.

Зависимость распределения цен заявок от размера относительного тика

Цены заявок приходящих на рынок зависят от текущей цены финансового инструмента. Построив распределение данной величины, мы обнаружили, что оно является смешанным и не описывается каким-либо распределением, известным из математической статистики (приложение 4, рис. 4.22.). Для данного распределения мы рассчитали долю приходящих заявок на лучшую цену, вглубь книги заявок и на противоположную сторону книги заявок. Рассчитав эти доли для всех инструментов из нашей выборки, мы обнаружили степенные зависимости (приложение 4, рис. 4.23.).

Для заявок, приходящих на лучшую цену на рынке, коэффициент наклона положителен. Данный факт свидетельствует о том, что с ростом размера тика растет и доля заявок, приходящих на уровень лучшей цены на рынке. Для заявок, попадающих на противоположную сторону книги заявок, угол наклона отрицательный. Таким образом, с увеличением размера тика уменьшается число сделок. Кроме того, нами ранее было обнаружено, что левая часть распределения хорошо описывается логнормальным распределением. Мы построили зависимости среднего и стандартного отклонения логнормального распределения от размера минимального изменения цены на рынке и обнаружили степенные зависимости. При увеличении размера тика среднее значение цены приходящих на рынок заявок уменьшается и, таким образом, на рынок начинают приходить заявки близко к лучшим ценам (приложение 4, рис. 4.24.). В случае же с уменьшением размера относительного тика среднее распределение увеличивается, что выражается в приходе заявок далеко вглубь биржевого стакана (далеко от лучших цен спроса и предложения). Анализируя зависимость стандартного

отклонения логнормального распределения от уровня размера тика, можно говорить об обратной зависимости (приложение 4, рис. 4.25.). При увеличении размера тика стандартное отклонение уменьшается, что означает консолидирование ликвидности вокруг среднего [52]. В случае же уменьшения размера тика ликвидность становится «размазанной» по стакану, таким образом заполняя больше ценовых уровней. Таким образом зависимость свойств потока заявок можно выразить следующей системой уравнений:

$$\left\{ \begin{array}{l} K_1 = 0.94 \cdot TS^{0.2619} \\ \alpha_{volume} = 4.512 \cdot TS^{-0.238} \\ b = 0.4952 \cdot TS^{-0.368} \\ Q_{same} = 0.185 \cdot TS^{0.198} \\ Q_{opposite} = 0.416 \cdot TS^{-0.173} \\ Q_{best} = 1 - 0.416 \cdot TS^{-0.173} - 0.185 \cdot TS^{0.198} \end{array} \right. \quad (42)$$

где K_1 – параметр чувствительности вероятности отмены заявки к относительной позиции заявки в книге заявок;

α_{volume} – угол наклона степенного закона в распределении объемов заявки;

b – параметр чувствительности вероятности отмены заявки к дисбалансу в книге заявок;

Q_{same} – вероятность попадания заявки внутрь книги заявок (для заявок на покупку цена ниже лучшей цены спроса и для заявок на продажу выше лучшей цены предложения);

$Q_{opposite}$ – вероятность попадания заявки на противоположную сторону книги заявок (для заявок на покупку цена выше лучшей цены спроса и для заявок на продажу ниже лучшей цены предложения);

Q_{best} – вероятность попадания заявки на лучшую цену (для заявок на покупку цена равна лучшей цене спроса и для заявок на продажу цена равна лучшей цене предложения);

TS – величина относительного размера тика на рынке.

Зависимость интенсивности отмены заявок от размера относительного тика

В предыдущей главе мы приводим схему условного процесса отмены заявок. В данном процессе вероятность отмены зависит в большей степени от текущих рыночных условий по отношению к отменяемой заявке. В общем виде формула условной вероятности отмены заявок выглядит следующим образом:

$$P(C_i|y_i, \dots) = A(1 - \exp^{-K_1 \cdot y_i}) \dots, \quad (43)$$

Для различных инструментов параметры процесса отмены имеют различные значения. Мы построили диаграмму рассеяния размера относительного тика и параметров процесса отмены. Как для высокочастотных, так и для низкочастотных участников рынка была обнаружена зависимость от коэффициента K_1 (приложение 4, рис. 4.26.). Коэффициент K_1 отвечает за чувствительность цены заявки к текущему состоянию рынка. Следовательно, с уменьшением размера тика снижается чувствительность цены заявки к текущему положению цены на рынке.

Кроме того, для низкочастотных участников рынка была обнаружена зависимость от коэффициента b (приложение 4, рис. 4.27.), который отвечает за восприимчивость участников к дисбалансу в книге заявок. При увеличении размера тика значение данного коэффициента снижается, что может соотноситься с ситуацией, когда участники становятся менее чувствительными к дисбалансу. В то же время при уменьшении размера тика коэффициент увеличивается и чувствительность к дисбалансу в книге заявок растет. При этом необходимо заметить, что, анализируя обе зависимости, можно прийти к выводу о том, что при уменьшении размера тика общая вероятность отмены заявки увеличивается. При увеличении размера тика общая вероятность уменьшается.

Существует одно важное замечание, связанное с числом заявок, приходящих на рынок. В финансовой теории хорошо известен показатель, называемый среднедневной величиной торгов на рынке (ADTV). Данная

характеристика показывает среднее значение объема операций, совершаемых на финансовом рынке по исследуемому инструменту. Она является довольно постоянной во времени. При этом при уменьшении размера тика на рынке средняя величина заявки уменьшается. Данный процесс должен вызывать изменения в интенсивности потока заявок (приводить к увеличению числа приходящих заявок). Для вычисления общего числа приходящих на рынок заявок мы используем следующее выражение:

$$n_{total} = \frac{avg(\sum_{i=1}^n volume_i)}{avg(volume_{order})}, \quad (44)$$

где n_{total} – суммарное число приходящих на рынок заявок;

$avg(volume_{order})$ – средний объём заявки, рассчитанный по эмпирическим данным или с использованием аппроксимирующего распределения;

$avg(\sum_{i=1}^n volume_i)$ – средний объём оборота заявок за день (в количестве акций).

После того как нами было вычислено общее число заявок, приходящих на рынок для каждого типа агентов (высокочастотные и низкочастотные участники), мы корректируем общее число с учетом внутрисуточного паттерна.

Таким образом, в ходе диссертационного исследования мы обнаружили, что с уменьшением размера тика:

- средний размер заявки на рынке уменьшается;
- число сделок, происходящих на рынке, увеличивается;
- число заявок, приходящих на уровень лучшей цены на рынке, снижается;
- общая вероятность отмены заявки увеличивается;
- вероятность отмены становится более чувствительной к ситуации на рынке.

Данные выводы хорошо согласуются с результатами, полученными в ходе регулирования реального рынка (например, Токийской фондовой биржи [204]).

Зависимость параметров имитационной модели микроструктуры от возникающих на рынке пузырей

Для выявления финансовых пузырей мы использовали методику оценки моделей LPPL, подробно описанную в параграфе 1.4, с шагом в два дня. Для каждого из рассматриваемых нами инструментов мы оценили параметры модели с различными временными окнами. После этого мы выбрали значения, которые удовлетворяют динамике финансовых пузырей. В случае прохождения процедуры тестирования инструмент попадал в список, по которому наблюдались финансовые пузыри. Итоговые результаты по выделенным инструментам можно видеть в приложении 6 таблица 6.2. Мы получили 11 инструментов, по которым в период с начала 2012 по конец 2013 г. наблюдались финансовые пузыри (больше всего из сектора нефтехимии и торговли). После того как мы выделили изучаемые объекты, для каждой акции мы оценили параметры модели LPPL. Графические результаты оценки модели представлены в приложении 6 рис. 6.1. – 6.11.

Сводную таблицу результатов оценки модели LPPL по выбранным инструментам можно увидеть в приложении 6 таблица 6.1. Как явствует из этой таблицы, большинство пузырей появились в 2012 г., с января по апрель. Оцененные даты крахов находятся в промежутке с января 2012-го и заканчивая августом 2013 г. Кроме того, выборку инструментов из таблицы 6.2 мы будем сравнивать с бумагами, на которых не наблюдались в рассматриваемый период финансовые пузыри. Мы выбрали бумаги, которые схожи с анализируемыми нами инструментами по уровню ликвидности и по отраслям. Результаты выборки, по которой не наблюдались пузыри, представлены в приложении 6 таблица 6.3.

На следующем этапе мы проанализировали зависимость параметров микроструктуры от состояния надуваемого финансового пузыря. В качестве ориентира мы выбрали самую низшую точку (минимальную цену на рынке за период существования пузыря) (0%) и самую верхнюю точку (максимальную цену на рынке за период существования пузыря) (100%) финансового пузыря.

Для каждого уровня развития пузыря (с шагом в 10%) мы рассчитали значения микроструктурных параметров пузыря.

В первую очередь нами был проанализирован параметр, отвечающий за угол наклона в развитии финансового пузыря. Необходимо отметить, что в середине развития пузыря (50...60 % от максимального значения цены) заметно резкое превышение параметра медианного значения (приложение 6, рис. 6.12.), что означает появление значительного числа заявок маленького объема. Такое поведение может быть вызвано как стадным поведением участников рынка, так и входом крупного участника, который разбивает заявки на большое число более мелких заявок. При этом наиболее интересным фактом в динамике показателя является уровень пика финансового пузыря. Когда пузырь приближается к своему окончанию, происходит укрупнение заявок, приходящих на рынок (угол наклона степенного распределения уменьшается). По-видимому, можно считать, что в конце пузыря крупные инвесторы начинают срочно выходить из финансовых инструментов и таким образом провоцируют схлопывание финансового пузыря.

Далее в диссертационном исследовании мы проанализировали долю заявок, приходящих на противоположную сторону книги заявок. Как можно видеть в приложении 6 на рисунке 6.13., существует четкая направленность, когда с развитием финансового пузыря доля заявок, приходящих на противоположную сторону, возрастает. Такая тенденция может быть связана с механическим уменьшением размера тика при росте цены и соответствующим изменением анализируемого показателя. В то же время такое поведение показателя может быть вызвано стадным поведением участников финансового рынка.

На дальнейшем этапе исследования мы постарались проанализировать поведение доли заявок, приходящих в книгу заявок (приложение 6, рис. 6.14.). Наиболее явным образом проявляется в начале развития финансового пузыря (уровень от 10 до 30 % максимальной цены) тенденция к терпимости исполнения заявок. Участники рынка на данном этапе предпочитают ждать

больше времени до исполнения заявок. При этом в середине пузыря (50...60 %) и ближе к концу (80...90 %) участники становятся менее терпимыми к ожиданию исполнения заявок, и, таким образом, доля выставляющихся в книгу заявок существенно уменьшается.

При этом необходимо отметить, что динамика заявок, приходящих по лучшей цене на финансовом рынке, тесно связана с динамикой двух предыдущих показателей. В приложении 6 на рисунке 6.15., отражена данная динамика.

В середине финансового пузыря участники стараются исполнить свои заявки по наилучшей цене, затрачивая как можно меньше времени на ожидание ее исполнения. Такая стратегия может быть связана с тем, что участники на данном этапе пытаются соразмерить риски вхождения в позицию и желание инвестирования.

Анализируя далее динамику микроструктурных показателей во время пузыря, мы обнаружили, что параметр среднего в логнормальном распределении заявок, приходящих вглубь книги заявок, имеет интересную динамику (приложение 6, рис. 6.16.). В начале (0...20 %) и середине пузыря (50...60 %) параметр среднего значительно меньше своего обычного (медианного) уровня. Данный факт может означать, что большая ликвидность в стакане заявок находится близко к лучшим ценам на рынке. Это также может отражать склонность участников рынка к риску. Чем ближе ликвидность к лучшим ценам, тем менее рискованно чувствуют себя инвесторы. На этапе, близком к концу финансового пузыря (70...100 %), участники рынка начинают остерегаться входить в позицию, и поток их заявок начинает приходить далеко от лучших цен на рынке.

На следующем этапе нами был проанализирован показатель Херста в автокорреляции потока приходящих заявок. Чем большее значение принимает данный показатель, тем большую память имеет поток заявок. Этот показатель имеет достаточно противоречивую динамику. Наилучшим образом

просматриваются повышенные значения показателя в самом начале пузыря (10...20 %), в середине (50...60 %) и перед окончанием пузыря (90%) (приложение 6, рис. 6.17.). Данные этапы обычно характеризуются ускоренным развитием финансового пузыря, что, по-видимому, можно считать следствием такого поведения показателя.

Последним пунктом нашего исследования является анализ доли отмененных заявок в зависимости от текущей фазы пузыря. Как можно судить по рисунку 6.18. нет четкой тенденции в динамике данного показателя, но при этом явно прослеживается периодичность его изменения. Указанную периодичность можно связать с динамикой рисков инвесторов, которая либо компенсируется доходностью финансового инструмента, либо нет.

На следующем этапе исследования мы проанализировали финансовые инструменты, на которых финансовых пузырей не наблюдалось. Для них мы рассматривали точно такие же характеристики, с той лишь разницей, что брали в качестве начальной точки минимальную цену на рынке за анализируемый период (0%), а в качестве конечной точки – максимальную цену на рынке за анализируемый период (100%). При анализе динамики этих показателей нами не было обнаружено явных закономерностей.

3.3 Валидация имитационной модели и сценарный анализ модели

Важнейшим вопросом после оценки входящих параметров и программной реализации модели является схожесть результатов имитационной модели и анализируемого сегмента финансового рынка. Данный этап очень важен с точки зрения практической значимости получаемых результатов и применения их на практике. В случае использования имитационной модели на практике основным вопросом лица, принимающего решения (ЛПР), является возможность доверять результатам имитационной модели. Актуальным становится вопрос адекватности модели реальности.

Заметим, что оценка достоверности относится к числу «вечных» проблем имитационного моделирования. Это обусловлено прежде всего спецификой применения имитационного моделирования как инструмента исследования, который в отличие от классических методов математического моделирования не обеспечивает проектировщиков и исследователей сложных систем соответствующими формализованными средствами определения (описания) таких систем [35].

С научной точки зрения существуют значительные наработки как зарубежных (О. Балчи, Р., Дж. Клейнен, А. Лоу, Д. Кельтон, С. Фоссет, Р. Сэдгент, Дж. Карсон), так и отечественных (Н. П. Бусленко, С. А. Аристов, В. В. Калашников, И. Н. Коваленко, Б. В. Соколова, Ю. И. Рыжиков и др.) ученых в области построения и валидации имитационных моделей. В литературе принято разделять верификацию и валидацию моделей. Чаще всего под верификацией понимают проверку правильности преобразования концептуальной модели в программную реализацию [24]. Под валидацией принято понимать комплекс мер, подтверждающих, что модель в пределах рассматриваемой области ведет себя с удовлетворительной точностью в соответствии с исходными целями, для которых модель была разработана.

Валидация направлена на доказательство того, что все используемые в модели данные, в том числе входные, обладают удовлетворительной точностью и не противоречат исследуемой системе, а значения параметров точно определены и корректно используются [35]. В классической работе О. Балчи [60] было предложено более 75 различных методов верификации и валидации построенных имитационных моделей. При этом Балчи замечает в одном из своих принципов, что полное тестирование систем имитационного моделирования невозможно. Поэтому исследователи используют лишь более или менее ограниченный набор методов, который позволяет им с определенной вероятностью говорить о том, что модель адекватна реальности. Исследователи отмечают, что важным инструментом валидации имитационной модели является графическое представление промежуточных результатов и выходных данных, а также анимация процесса моделирования. Наиболее эффективными являются такие способы представления данных, как гистограммы, временные графики отдельных переменных за весь период моделирования, графики взаимозависимости, круговые и линейчатые диаграммы [35].

Подходы к валидации имитационной модели

С целью валидации имитационной модели финансового рынка мы использовали несколько методов, первым из которых является статистическое сравнение эмпирических характеристик финансового рынка с результатами построенной нами имитационной модели. Для сравнения моделей нами были выбраны основные числовые характеристики анализируемых рынков:

- объём торгов, совершенных за день – измеряется как сумма всех сделок совершенных на рынке;
- рыночная активность, измеряемая числом сделок, совершенных на рынке;
- показатель ликвидности XLM, который содержит информацию, связанную как с глубиной рынка, так и со сжатостью книги заявок.

Метрика XLM вычисляется для объема, равного 1% от среднедневного торгового оборота [52];

- минутная историческая волатильность, вычисленная за 1 торговую сессию;
- относительный бид-аск спред, рассчитываемый на конец каждой минуты за каждый день, выраженный в базисных пунктах.

Для сравнения свойств реального рынка и результатов, выдаваемых имитационной моделью, мы генерируем 100 различных сценариев, которые позволяют гарантировать значимость полученных оценок. Для каждого дня на эмпирических данных мы рассчитали характеристики рынка и получили средние значения анализируемых характеристик. После этого мы посчитали точно таким же методом характеристики по синтетическим сценариям. Результаты сравнения характеристик представлены в приложении 5 таблица 5.1.

Результаты модели достаточно похожи на эмпирические данные: отклонения средних в абсолютном значении весьма малы. Для более формального сравнения схожести распределений мы воспользовались t-тестом на равенство средних. С целью проверки гипотезы мы выбрали уровень доверия, равный 95 %. По всем характеристикам в исследуемых нами сценариях была принята гипотеза о равенстве средних эмпирических данных теоретическим.

Дальнейшим шагом в валидации имитационной модели является визуальное сравнение эмпирической ценовой динамики и динамики цен, рассчитанной в имитационной модели. В приложении 5 на рисунке 5.1 мы отображали эмпирические движения внутри дня цены спроса и предложения совместно с происходящими сделками (оранжевые треугольники). Используя точно такую же схему отображения торговли внутри дня, мы изобразили симуляционную динамику цен (приложение 5, рис. 5.2.). Можно говорить о визуальном сходстве симуляционной динамики с той, которую показывает реальный рынок.

С целью более формального анализа сходства ценовых траекторий мы построили распределение приростов цен эмпирических и симуляционных данных. Вследствие того что мы анализируем финансовые инструменты, имеющие различные размеры относительного тика, были использованы ядерные оценки плотности распределения (в частности гауссово ядро) для сравнения распределений. Мы построили по множеству исторических ценовых приростов функцию распределения и сравнили с распределением, выдаваемым имитационной моделью (приложение 5, рис. 5.3.). Используя критерий Колмогорова – Смирнова, можно утверждать с вероятностью 99,98 %, что функции принадлежат одному распределению.

Ликвидность является одной из важнейших характеристик финансового рынка, и анализ только нескольких показателей ликвидности (XLM и бид-аск спреда) не может быть достаточным для валидации модели. Мы построили тепловую карту ликвидности финансового рынка, на которой цветом отображается объём спроса/предложения на каждом из уровней на каждый момент времени. Белым цветом отображается текущий бид-аск спред. Круглыми точками отображаются сделки, а крестиками – отмены заявок. С использованием описанной визуализации можно более или менее эффективно наблюдать различия в уровне ликвидности реального и имитационного рынка. На рисунке 5.4 мы отобразили историческую динамику ликвидности одного из крупнейших финансовых инструментов на фондовом рынке Сингапура – акций компании Singtel (STEL). Точно такую диаграмму мы построили для имитационной модели рынка (приложение 5, рис. 5.5.). Для обеих картинок можно говорить о том, что ликвидность сосредоточена вокруг лучших цен на покупку и на продажу.

При этом необходимо заметить, что бид-аск-спред на рынках не превышает размера одного тика, отмены заявок происходят значительно чаще, когда цена уходит в какую-либо сторону. Объемы на ценовых уровнях соответствуют друг другу как в имитационной модели, так и на реальном рынке.

Следующим этапом является проверка имитационной модели на соответствие стилизованным фактам. С этой целью мы построили таблицу, в которой представлены результаты анализа данных на соответствие стилизованным фактам (приложение 5, табл. 5.2.).

Очевидно, при использовании всех вышеописанных методик валидации можно говорить о том, что выбранные для анализа финансовые инструменты при помощи имитационной модели достаточно адекватно моделируются.

Следующим этапом валидации является анализ чувствительности модели. Данный этап определяет оценку влияния колебаний значений входных переменных на отклики модели. Он позволяет установить, при каком разбросе входных данных сохраняется справедливость основных выводов, сделанных по результатам моделирования, и какие входные параметры для имитационной модели оказывают наибольшее влияние.

Анализ влияния метазаявок на имитационную модель

Понятие метазаявки раскрывается разными исследователями по-разному. Например, Дж. Гаверал дает следующее определение: *метазаявка* – это большая заявка, которая не может быть исполнена непосредственно, не снижая при этом ликвидность книги заявок [115]. Дж. Д. Фармер с соавторами определяют *метазаявку* как торговую заявку, которая разделена на части и исполняется постепенно [108]. У Ф. Лилло находим определение: *скрытая заявка* – это заявка, исполняемая пошагово на расширенном промежутке времени [153]. Важнейшим признаком метазаявки является ее скрытость: во-первых, участники рынка не знают, когда начинается и кончается метазаявка, во-вторых, размер метазаявки также неизвестен.

Схематически ценовое воздействие метазаявки показано в приложении 5 на рисунке 5.6. Когда исполняется метазаявка на покупку, цена движется вверх (до уровня p). После исполнения метазаявки цена возвращается к некоторому уровню p_{∞} .

В статье [203] Б. Тот с соавторами показывают, что среднее относительное изменение Δ цены между первой и последней сделками в метазаявке размера Q хорошо описывается квадратно-корневым законом:

$$\Delta(Q) = Y\sigma\sqrt{\frac{Q}{V}}, \quad (45)$$

где σ – волатильность актива;

V – дневной объем торгов;

Y – коэффициент силы влияния.

В литературе можно встретить много различных вариантов записи этой закономерности, в частности:

$$\Delta(Q) \propto Q^\delta, \quad (46)$$

где δ имеет размер от 0,4 до 0,7.

Рисунок иллюстрирует влияние метазаявок проп-трейдинга CFM на рынке фьючерсов в период с июня 2007 по декабрь 2010 г.

Показана зависимость $\frac{\Delta}{\sigma}$ от $\frac{Q}{V}$ на двойной логарифмической шкале, где σ и V – это соответственно дневная волатильность и дневной объем торгов, измеренные в день исполнения метазаявки. Большие тики (обозначены синей кривой) могут быть описаны с $\delta = 0,6$; в то время как для малых тиков (красная линия) $\delta = 0,5$. Для сравнения приведены также линии наклона 0,5 (соответствующая квадратно-корневому закону) и 1 (представляет собой линейную зависимость) [46].

В построенной нами имитационной модели присутствует класс высокочастотных участников, торгующих направленно и исполняющих крупную метазаявку с использованием механизма разбиения (сплитинга). Данный факт позволяет нам количественно оценить влияние исполнения крупной заявки на рынок. С этой целью мы сгенерировали несколько синтетических сценариев развития рынка с исполнением крупной заявки различного объема. Мы построили график, подобный графикам,

предоставленным в исследования Бушо для инструмента DBS (приложение 5, рис. 5.8.).

На данном графике можно наблюдать, что зависимость подчиняется степенному закону, при этом значение наклона графика зависимости близко к квадратно-корневой зависимости, что достаточно хорошо соответствует эмпирическим исследованиям. Таким образом, можно говорить о соответствии имитационной модели реальному рынку.

Анализ чувствительности модели к входным параметрам

Для анализа чувствительности модели к входным параметрам мы рассчитали коэффициенты эластичности волатильности по параметрам, торгового объема по параметрам, числа сделок по параметрам и ликвидности по параметрам. Результаты расчетов представлены в приложении 5 таблица 5.3.

Анализируя данную таблицу, можно прийти к выводу, что модель является чувствительной в наибольшей степени к вероятности отмены заявки, а это в наибольшей степени влияет на волатильности и ликвидности рынка. Во вторую очередь доля заявок, приходящих в спред, и доля, приходящая на лучшую цену на рынке, также в значительной степени влияют на волатильность и ликвидность рынка. На показатель торгового оборота и числа сделок в большей степени влияет коэффициент α , ответственный за распределение объема торгов приходящих заявок. При этом среднее логнормального распределения расстояния цен приходящих заявок влияет во вторую очередь на волатильность на рынке.

Сценарные эксперименты с имитационной моделью

В инструментальной реализации имитационной модели пользователю предоставляется возможность изменять размер тика для инструментов финансового рынка. Кроме того, пользователь имеет возможность изменять активность высокочастотных участников рынка.

Регуляторы финансового рынка могут контролировать активность высокочастотных участников с помощью введения специального вознаграждения за предоставление ликвидности или, наоборот, налога на сверхактивных участников рынка. Для сценарного анализа мы выбрали несколько сценариев влияния на финансовый рынок для реализации превентивных стабилизационных макроэкономических мер:

- сценарий снижения размера минимального изменения цен;
- сценарий увеличения активности высокочастотных участников рынка;
- сценарий снижения размера минимального изменения цен и увеличения активности высокочастотных участников рынка.

Данные сценарии были выбраны, чтобы продемонстрировать возможное практическое применение модели в рамках анализа и прогнозирования последствий регулирования финансового рынка (хотя, как отмечается [194], данные сценарии плохо интерпретируются регулирующими органами). В качестве детального описания сценариев и вычисления сценарных параметров потока заявок мы используем инструмент DBS, который является вполне ликвидным, но при этом имеет не слишком большое и не слишком маленькое значение размера тика. Для сравнения сценариев между собой мы используем пример инструмента с большим текущим значением размера тика – Singtel. Именно на данном инструменте проявляются все преимущества незначительного снижения размера тика.

Сценарий снижения размера минимального изменения цены

Одним из наиболее сложных с вычислительной точки зрения является изменение размера тика. При изменении тика рынок приобретает совершенно иные свойства, при этом необходимо заметить, что зависимости характеристик рынка от размера тика являются значительно нелинейными. Заметим, что в параграфе 3.2 были обнаружены зависимости потока заявок от размера тика. В качестве примера того, как изменяются свойства потока заявок и к каким последствиям на рынке приводят такие изменения, мы выбрали

финансовый инструмент компании DBS и рассмотрели сценарий снижения размера тика с шести базисных пунктов до трех. Вследствие того, что в большинстве случаев в получившихся зависимостях мы наблюдали степенное распределение, у нас имеется возможность найти коэффициенты эластичности (которые равняются коэффициенту α в степенном распределении). Необходимо помнить, что область применения коэффициента эластичности находится в пределах окрестности текущего значения (подразумевается незначительное изменение на несколько процентов). В случае же значительных изменений (как в нашем случае) на сотни процентов, использование коэффициента эластичности не является правомерным.

С целью адекватной корректировки параметров потока заявок нами были выведены следующие формулы для вычисления новых параметров потока заявок в условиях изменившегося размера тика:

$$\begin{cases} y_1 = b \cdot x_1^\alpha \\ y_2 = b \cdot x_2^\alpha \end{cases} \quad (47)$$

где y_1 – начальное значение относительного тика;

y_2 – результирующее значение относительного тика;

x_1 – начальное значение анализируемого параметра;

x_2 – конечное значение анализируемого параметра.

Прологарифмируем данное выражение:

$$\begin{cases} \ln(y_1) = \ln(b) + \alpha \log(x_1) \\ \ln(y_2) = \ln(b) + \alpha \log(x_2) \end{cases} \quad (48)$$

Вычтем из первого выражения второе:

$$\ln(y_1) - \ln(y_2) = \alpha \ln(x_1) - \alpha \ln(x_2) \quad (49)$$

$$\frac{\ln(y_1) - \ln(y_2)}{\alpha} = \ln\left(\frac{x_1}{x_2}\right) \quad (50)$$

Потенцируем данное выражение и получим итоговую формулу для вычисления неизвестного параметра при известных начальных значениях относительного тика и конечного:

$$x_2 = \frac{x_1}{\exp\{\frac{1}{\alpha} [\ln(y_1) - \ln(y_2)]\}}, \quad (51)$$

Основываясь на приведенной выше формуле, мы попытались вычислить изменения параметров потока заявок с изменением размера тика на рынке. Результаты расчетов представлены в приложении 5 таблица 5.4.

Основываясь на новых параметрах, рассчитанных с использованием этого метода, мы произвели моделирование методом Монте-Карло и сравнили результаты полученных сценариев с эмпирическими значениями. Из сравнения сценариев можно сделать вывод о том, что с уменьшением размера тика для данного инструмента торговый оборот не изменяется, в то время как число сделок, происходящих на рынке, увеличивается. Это связано с тем, что ликвидность на рынке становится менее сконцентрированной и участники пытаются избавиться от рисков повышенных трансакционных издержек путем уменьшения объема заявок и, как следствие, увеличением числа происходящих сделок. Надо заметить, что при этом показатель ликвидности XLM вырастает, что приводит к ухудшению ликвидности на рынке, но при этом бид-аск спред уменьшается. Кроме того, со снижением размера тика для данного инструмента уменьшается рыночная минутная волатильность (приложение 5, табл. 5.5.).

При данном сценарии размер спреда значительно снизился, а число сделок, происходящих на рынке, увеличилось.

Сценарий увеличения активности высокочастотных участников рынка

Данный сценарий подразумевает рост активности высокочастотных участников в два раза. Такая ситуация вполне вероятна в реальности на финансовом рынке, т. к. постоянный технологический рост приводит к улучшению и ускорению технологий. Улучшенные и более быстрые технологии способны увеличить активность HFT. Кроме того, существует возможность регулирования биржевых сборов и комиссий со стороны регуляторов (государственных или биржи). Так, например, отмена биржевого

сбора, введенного в сентябре 2012 г. на сверхактивных участников торгов, способна повлиять на торгующие алгоритмы и увеличить активность торгов. Кроме того, существует практика ввода так называемых биржевых вознаграждений за предоставление ликвидности (англ. rebate), которые потенциально способствуют увеличению активности маркетмейкеров (подгруппы высокочастотных участников). С использованием имитационной модели мы попытались воспроизвести такой сценарий регулирования (или изменения) финансового рынка. В качестве ориентира при изменении свойств рынка мы взяли базовый сценарий реализации имитационной модели с ранее оцененными эмпирическими параметрами. В приложении 5 таблица 5.6. представлены средние значения и отклонения средних.

Из сравнения сценариев можно сделать вывод, что с увеличением числа высокочастотных участников увеличивается торговый оборот и число сделок, происходящих на рынке. Хотя число участников увеличилось вдвое, но активность торгов возросла лишь на 70% в связи с тем, что высокочастотные участники не составляют всей массы участников рынка. Необходимо заметить, что уровень ликвидности улучшился, что проявилось в незначительном уменьшении спреда и уровня транзакционных издержек (показателя XLM). Кроме того, произошло увеличение волатильности, что может быть связано непосредственно с увеличением числа участников.

Сценарий снижения размера минимального изменения цен и увеличения активности высокочастотных участников рынка

Данный сценарий развития событий представляется наиболее вероятным, поскольку хорошо известно из практики, что снижение размера тика привлекает на рынок высокочастотных участников. Сценарий представляет собой состояние рынка, когда размер уровня тика снижается в два раза, а активность высокочастотных участников, наоборот, возрастает в два раза. Численные характеристики моделей приведены в приложении 5 таблица 5.7.

Основываясь на данном сценарии развития ситуации, можно сделать заключение: активность торгов возрастает почти на 80 %, при этом относительный спред снижается на 35 % (данное значение соответствует реальному снижению спреда на Японском рынке [204]). Необходимо заметить, что неявные транзакционные издержки, связанные с влиянием на цену (показатель XLM), возрастают на 50 %. В то же время можно говорить о том, что волатильность падает незначительно.

Сравнительный анализ различных сценариев

Важно не только сравнивать средние значения величин, но и выяснить, какова дисперсия анализируемых характеристик. Сравнительный анализ при помощи усиковой диаграммы позволяет решить данную задачу, при этом не делая никаких предположений относительно распределений, лежащих в основе анализируемых характеристик. Нами были построены усиковые диаграммы для торгового объема, числа сделок, ликвидности (XLM) и волатильности для всех рассматриваемых выше сценариев. Каждый график содержит в себе (слева направо): (а) исторический сценарий, (b) имитационный сценарий, (с) сценарий уменьшения размера тика, (d) сценарий увеличения активности HFT, (е) комбинацию уменьшения размера тика и увеличения активности HFT. Вследствие того что характеристики рынка нелинейно зависят от внешних параметров, мы решили проанализировать другой инструмент (нежели в примерах, рассмотренных выше), который имеет размер тика значительно больший (акции телекоммуникационной компании Singtel с размером тика в 30 б. п.). Для начала рассмотрим поведение объема торгов при различных сценариях (приложение 5, рис. 5.12.). Ясно видно, что имитационный сценарий хорошо повторяет эмпирические данные, при этом сценарий с понижением размера минимального изменения цены имеет схожую дисперсию, но его медианное значение немного меньше эмпирического. В сценарии увеличения активности HFT значительно возрастает объем торгов, но если одновременно уменьшается размер тика, это приводит к еще большему увеличению объема.

Рассмотрим поведение показателя числа сделок при различных сценариях (приложение 5, рис. 5.13.). Эмпирические значения имеют значительную дисперсию, при этом имитационное значение медианы близко к эмпирическому. Снижение размера тика вызывает значительное увеличение числа сделок и в то же время не изменяет объема торгов. Этот факт связан с тем, что участники начинают дробить свои заявки на более мелкие, и таким образом в модели происходит большее число сделок, нежели в реальности. Увеличение активности HFT приводит также к росту числа сделок, при этом уровень незначительно отличается от уровня в сценарии уменьшения размера тика. Наибольшее увеличение числа сделок происходит от одновременного уменьшения размера тика и увеличения активности HFT.

Рассмотрим поведение показателя ликвидности (в нашем случае мы используем показатель XLM), который позволяет характеризовать сжатость и глубину книги заявок. Эмпирическое значение показателя имеет схожее с имитационным медианное значение. При этом дисперсия в имитационном сценарии значительно превышает эмпирические значения. С ростом активности высокочастотных участников значительно снижается уровень дисперсии, но медианное значение остается на эмпирическом уровне. Со снижением размера тика на рынке значительно снижается размер показателя XLM, таким образом, неявные транзакционные издержки значительно снижаются, а в случае когда увеличивается активность HFT, снижается и дисперсия данного показателя (приложение 5, рис. 5.14.).

Рассмотрим один из наиболее важных показателей на рынке – волатильность. На данный показатель ориентируются многие инвесторы в процессе осуществления портфельных инвестиций. На первоначальном этапе мы сравниваем имитационный сценарий с эмпирическими данными. Сценарии являются довольно схожими как по медианным значениям, так и по дисперсии (приложение 5, рис. 5.15.). В случае увеличения активности HFT волатильность незначительно снижается. Когда происходит снижение размера тика без увеличения активности HFT, волатильность на рынке значительно

снижается, при этом, если на рынок приходят NFT, дисперсия волатильности возрастает. Таким образом, наблюдается нелинейная зависимость показателя волатильности в различных сценариях.

Подытоживая сценарный анализ моделей, можно говорить о том, что различные сценарии регулирования рынка носят в значительной степени нелинейный характер и различные сценарии развития предполагают абсолютно несопоставимые результаты. Исходя из этого возникает необходимость разработки программного комплекса, который бы позволял в удобной для пользователя форме производить валидацию и сценарный анализ моделей. В следующем параграфе рассмотрим инструментальную реализацию данного комплекса.

3.4 Инструментальная реализация имитационной модели

В ходе анализа всех преимуществ и недостатков программных реализаций моделей, выявленных в параграфе 2.5 настоящего диссертационного исследования, были сформулированы требования к архитектуре имитационной модели микроструктуры финансового рынка. Программная реализация модели должна удовлетворять следующим условиям.

- Механизмом клиринга на рынке должен являться механизм двойного непрерывного аукциона, подобный алгоритму, реализованному на Московской Бирже.
- На финансовом рынке должны присутствовать различные типы участников.
- Модель должна учитывать возможные изменения в микроструктуре и регулировании.
- Модель должна содержать параметры, которые могут быть оценены на основе реальных данных.
- Система должна быть высокопроизводительной и поддерживать обработку значительного числа входящих заявок.
- Прототип должен иметь удобный пользовательский интерфейс с регулируемыми параметрами модели и модулем интерпретации результатов.
- Прототип должен быть реализован в объектно ориентированной парадигме и быть легко расширяемым в случае появления новых условий или новых объектов на рынке.

Для удовлетворения данным требованиям был разработан специальный программный комплекс (приложение 4, рис. 4.28. – 4.33.), который описывает предметную область биржи, ее функционирование и основные элементы и взаимодействие между этими элементами. Программная реализация производилась на объектно ориентированном языке C++, который

предоставляет широкие возможности по реализации ПО. Для создания пользовательского интерфейса была использована среда разработки Qt – свободное ПО, позволяющее разрабатывать кросс-платформенные приложения.

Ядро торговой системы

Ядро торговой системы было написано с использованием низкоуровневых функций на языке C++ с применением принципов объектно ориентированной парадигмы. Для использования на прикладном уровне генерирования случайных чисел была использована библиотека **boost** – набор библиотек, обеспечивающих поддержку линейной алгебры, генерацию псевдослучайных чисел, многопоточность, обработку изображений, регулярные выражения и различные виды тестирования статистических гипотез. В ядре системы был реализован механизм двойного непрерывного аукциона, сходный с механизмом, действующим на Московской Бирже. Программный код был оптимизирован с целью обработки значительного числа заявок, поступающих в алгоритм.

Данная архитектура ядра агентной модели позволяет нам воспроизводить механизм двойного непрерывного аукциона формирования цены и довольно легко расширять агентную модель [2]. Программная реализация ядра агентной модели была выполнена магистром специальности «Информационные системы и анализ финансовых рынков» А. В. Кутергиным в рамках проекта для денежно-кредитного управления Сингапура («Рыночная микроструктура и высокочастотная торговля на рынке акций Сингапура»).

Пользовательский интерфейс имитационной модели

Для удобства анализа, настройки, использования имитационной модели был разработан пользовательский интерфейс, который можно разделить на несколько модулей:

- модуль анализа финансовых инструментов;
- модуль конфигурирования имитационной модели;

- модуль сравнения симуляций;
- модуль детального анализа симуляций.

Модуль анализа финансовых инструментов

Основной целью данного раздела является предоставление информации пользователю об основных характеристиках исследуемых инструментов, дневной динамике цен и объемах инструментов и внутридневной динамике с визуализацией всех сделок. Пользователь может работать и выбирать инструменты в нескольких режимах.

Модуль настройки имитационной модели

Настройка имитационной модели является важным этапом создания искусственного рынка. В данной части системы пользователь может контролировать правила для назначения размера тика, число симуляций и контролировать популяции агентов.

Модуль сравнения моделей

В данном модуле пользователь может сравнивать между собой построенные модели и исторические данные. Эмпирические характеристики анализируемого инструмента визуализируются и могут сравниваться с характеристиками имитационных моделей. Модуль содержит график сравнения распределения приростов в различной динамике (дневная, часовая, минутная) между эмпирическими данными и различными моделями.

Модуль анализа моделей

Основным назначением данного модуля является обеспечение пользователя возможностью детально проанализировать модели, их результаты и основные микроструктурные характеристики. Программная реализация пользовательского интерфейса агентной модели была выполнена студентом специальности «Математические методы в экономике» С. И. Смирновым в рамках проекта для денежно-кредитного управления Сингапура («Рыночная микроструктура и высокочастотная торговля на рынке акций Сингапура»).

Заключение

В диссертационной работе получили развитие подходы связанные с моделированием динамики и микроструктуры финансового рынка основываясь на высокочастотных и транзакционных данных. Разработана и реализована модифицированная имитационная модель микроструктуры фондового рынка, которая, в отличие от существующих аналогов, способна учитывать изменения со стороны регулятора финансовых рынков (в области изменения размера тика и в области ограничений или предпочтений для определенного класса участников рынка). Кроме того, изложены подходы к построению имитационного потока заявок, учитывающего стилизованные факты и другие закономерности высокочастотной информации. Предложен способ идентификации и кластеризации агентов на финансовом рынке для построения гетерогенных моделей рынка. Сформирован критерий эффективности построенной модели финансового рынка и введена процедура валидации, измеряющая степень правдоподобия построенной модели. Разработана и обоснована новая спецификация модели отмены заявок для различных классов агентов, отражающая особенности отмен заявок на финансовых инструментах с различным размером тика.

Полученные в диссертации теоретические и прикладные результаты позволяют рассматривать их как предпосылку для развития программной платформы (симулятора) для анализа последствий принимаемых решений в области регулирования, таких как ограничение минимального шага цены, минимального времени жизни заявки, налога на транзакции и других мер, планируемых к применению мировыми финансовыми регуляторами, в том числе в рамках закона Додда-Франка и европейской директивы MiFID II. Кроме того, возможно использование результатов диссертационного исследования для развития моделей раннего предупреждения крахов на различных временных шкалах и анализа распространения таких крахов по финансовому сектору экономики.

Список литературы

1. Алехин, Б. Ликвидность и микроструктура рынка государственных ценных бумаг / Б. Алехин // Рынок ценных бумаг. – 2010. – № 20. – С. 20.
2. Андрианов, Д. Л. Динамические модели экономики: теория, приложения, программная реализация / Д. Л. Андрианов, В. О. Арбузов, С. В. Ивлиев, В. П. Максимов, П. М. Симонов // Вестник Пермского ун-та. Серия «Экономика». – 2015. – Вып. 4. – С. 8–32.
3. Арбузов, В. О. Агентное моделирование синхронизации финансовых рынков на основе ZI-модели с посредниками: междисциплинарные исследования / В. О. Арбузов : в сб. материалов науч.-практ. конф. (Пермь, 9–11 апреля 2013 г.) / гл. ред. Ю. А. Шарапов. – Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – Пермь. – 2013. – Т. 1. – С. 285.
4. Арбузов, В. О. Диагностика финансовых пузырей / В. О. Арбузов // Фьючерсы и опционы. – 2012. – № 6. – С. 74–79.
5. Арбузов, В. О. Имитационное моделирование рыночных крахов на основе модели Изинга / В. О. Арбузов // Материалы Международной заочной научно-практ. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых «Молодые ученые о современном финансовом рынке РФ». – Перм. гос. ун-т. – Пермь. – 2010. – С. 26.
6. Арбузов, В. О. К вопросу использования имитационных моделей финансового рынка для прогнозирования последствий регулирования минимального изменения цены / В. О. Арбузов // Вестник Пермского ун-та / серия «Экономика». – 2014. – Вып. 4. – С. 13–23.
7. Арбузов, В. О. Моделирование краха индекса РТС в 2008 г. на основе модели LPPL / В. О. Арбузов // Математические модели и системный анализ в экономике : Сб. науч. тр. молодых ученых каф. информационных систем и математических методов в экономике. – Перм. гос. ун-т. – Пермь. – 2010. – 168 с. : ил.

8. Арбузов, В. О. Современные тенденции в регулировании шага цены на российском рынке акций / В. О. Арбузов // Интеллект. Инновации. Инвестиции. – 2014. – С. 4–13.
9. Арбузов, В. О. Кластеризация участников рынка на основе микроструктурных данных / В. О. Арбузов, С. В. Ивлиев, М. Б. Никулин // Математические модели и системный анализ в экономике : в сб. науч. тр. молодых ученых каф. информационных систем и математических методов в экономике. –Перм. гос. ун-т. – Пермь. – 2011.
10. Арбузов, В. О. Применение модели Изинга в модели, управляемой риском (секция 9) / В. О. Арбузов, О. В. Ладейщикова в сб. докладов международной научной заочной конференции «Актуальные вопросы современной экономической науки». – Липецк : Изд. центр «Де-факто». – 2010. – С. 185.
11. Арбузов, В. О. Основные подходы к эмпирическому обоснованию паттернов технического анализа (секция 9) / В. О. Арбузов, О. В. Ладейщикова // Сборник докладов международной научной заочной конференции «Актуальные вопросы современной экономической науки». – Липецк : Изд. центр «Де-факто». – 2010. – С. 187.
12. Арбузов, В. О. Адаптация модели Майка – Фармера для учета особенностей российского рынка акций / В. О. Арбузов // Интеллект. Инновации. Инвестиции. – 2014. – № 1. – С. 4–17.
13. Арбузов, В. О. К вопросу идентификации высокочастотных трейдеров на финансовом рынке / В. О. Арбузов, С. В. Ивлиев // Вестник Пермского гос. ун-та / серия «Экономика». – 2014. – № 2. – С. 24–30.
14. Арбузов, В. О. Реализация имитационной модели с нулевым интеллектом на российском финансовом рынке / В. О. Арбузов // Прогнозирование инновационного развития национальной экономики в рамках рационального природопользования : материалы II междунар. науч.-практ. конф. (13 ноября 2013 г.) / отв. ред. М. Н. Руденко. – Пермь : Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – 2013. – С. 228–234.

15. Архипов, В.М. Предпосылки введения количественных мер эффективности для ГЭР / В. М. Архипов, И. Ю. Захаров, В. В. Науменко, С. Н. Смирнов // Препринт WP16/2007/05. – М. : ГУ ВШЭ. – 2007. – 40 с.
16. Берзон, Н.И. Оценка финансовых активов по критерию «риск–доходность» с учетом длительности инвестирования / Н.И. Берзон, С.Н. Володин // Экономический журнал Высшей школы экономики. – 2010. – Т. 14. – № 3. – С. 311-325.
17. Болвачев, А.И. Фондовый рынок России как объектная сфера системы контроллинга. Этапы становления / А.И. Болвачев // Закон и право. – 2005. – № 4. – С. 50-52.
18. Витязев, В. В. Анализ неравномерных временных рядов: учеб. пособие / В. В. Витязев. – СПб. : Изд-во С.-Петербур. ун-та. – 2001. – 68 с.
19. Давнис, В.В. Внутрииндексные модели и их применение в задачах портфельного инвестирования / В.В. Давнис, С.Е. Касаткин, А.Ю. Разинский // Современная экономика: проблемы и решения. – 2014. – № 1 (49). – С. 137-145.
20. Давнис, В.В. Моделирование рыночного процесса: перспективы адаптивного подхода / В.В. Давнис, В.В. Коротких // Анализ, моделирование и прогнозирование экономических процессов, VI Международная научно-практическая Интернет-конференция. – Волгоград. – 2014. – С. 49-53.
21. Дубовиков, М. М. Эконофизика и анализ финансовых временных рядов / М. М. Дубовиков, Н. В. Старченко [Электронный ресурс]. – URL: <http://flatik.ru/ekonofizika-i-analiz-finansovih-vremennih-ryadov> (дата обращения: 26.04.2015).
22. Журавлёва, Ю.Н. Математическое моделирование рыночного риска / Ю.Н. Журавлёва, В.С. Микшина // Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2012. – № 2. – С. 118–123.

23. Журавлёва, Ю.Н. Математические модели прогнозирования стоимости финансовых инструментов / Ю.Н. Журавлёва, В.С. Микшина // Информационные системы и технологии. – 2012. – № 3. – С. 15–22.
24. Замятина, Е. Б. Современные теории имитационного моделирования / Е. Б. Замятина // <http://window.edu.ru/> : информ. система «Единое окно доступа к образовательным ресурсам». – URL: http://window.edu.ru/resource/717/41717/files/imit_mod_lect.pdf (дата обращения: 26.04.2015).
25. Ивлиев, С. В. Три вопроса к HFT. Как высокочастотные алгоритмы влияют на волатильность, ликвидность и рыночные шоки – взгляд сквозь призму азиатского рынка / С. В. Ивлиев, В. О. Арбузов, М. С. Фролова, В. В. Науменко // Financial One. – 2014. – № 4. – С. 72–77.
26. Интерфакс // Центр раскрытия корпоративной информации [Электронный ресурс]. – URL: <http://e-disclosure.ru/vse-povosti/novost/1953> (дата обращения: 26.04.2015).
27. Королев, В. Ю. О работах в области моделирования информационных потоков в современных высокочастотных финансовых приложениях / В. Ю. Королев, А. Ю. Корчагин, И. А. Соколов, А. В. Черток // Системы и средства информ. – 2014. – Т. 24. – Вып. 4. – С. 63–85.
28. Кудрявцев, О.Е. Адекватное моделирование российского срочного рынка / А.С. Гречко, О.Е. Кудрявцев, В.В. Родоченко // Наука и образование: хозяйство и экономика; предпринимательство; право и управление. – 2015. – № 6. – С. 63-67.
29. Кузьмин, А.Ю. Моделирование краткосрочной динамики валютного курса рубля / А.Ю. Кузьмин // Деньги и кредит. – 2015. – № 8. – С. 46-53.
30. Леонидов, А.В. Путь к экономическому равновесию и эффективность финансовых рынков: взгляд физика / А.В. Леонидов // Вопросы экономики. – 2009. – № 11. – С. 82-89.
31. Лоу, Э. Выживает богатейший / Э. Лоу // Harvard Business Review (русское издание). – апрель, 2006. – С. 16–18.

32. Микова, Е.С. Тестирование рыночного риска, ликвидности, размера компаний и моментов более высоких порядков при объяснении доходности российских акций / Е.С. Микова // Финансовая аналитика. – 2013. – № 150. – С. 43-52.
33. Московская биржа, новости и пресс-релизы. Об изменении шага цены на фондовом рынке Московской Биржи с 1 октября 2014 г. [Электронный ресурс]. – URL: <http://moex.com/n6189/?nt=106> (дата обращения: 26.04.2015).
34. Московская биржа, распоряжения [Электронный ресурс]: URL: <http://fs.moex.com/f/2756/2014-08-20-uvdomlenie-o-novyh-shagah-senu.pdf> (дата обращения: 26.04.2015).
35. Пеникас, Г.И. Модели «копула» в приложении к задачам финансов / Г.И. Пеникас // Журнал новой экономической ассоциации. 2010. № 7 (7). С. 24-44.
36. Пепеляев, В.А. О современных подходах к оценке достоверности имитационных моделей / В. А. Пепеляев, Ю. М. Чёрный [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.gpss.ru/immod'03/028.html> (дата обращения: 26.04.2015).
37. Пырлик В.Н. Модели длительности в анализе сверхвысокочастотных финансовых временных рядов / В.Н. Пырлик // Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Социально-экономические науки. – 2007. – № 12. – С. 122-137.
38. Розанова Н. М. Фондовый рынок как фактор экономического роста // Экономический вестник Ростовского государственного университета. – 2006. – Т. 4. – № 3. – С. 71–83.
39. Сайт Европейской исследовательской школы комплексных систем. – URL: <http://www.complexity-research.org/natlab> (дата обращения: 26.04.2015).

40. Сайт компании «Форексис». – URL: <http://www.forecsys.ru/ru/site/projects/imitreid/> (дата обращения: 26.04.2015).
41. Сайт Московской Биржи. – URL: <http://moex.com/ru/orders?historicaldata> (дата обращения: 26.04.2015).
42. Сайт Национального бюро экономических исследований США. – URL: <http://www.nber.org/workinggroups/mm/mm.html> (дата обращения: 12.11.2013).
43. Сайт проекта “Artificial Stock Market”. – URL: <http://artstkmkt.sourceforge.net/> (дата обращения: 26.04.2015).
44. Сайт проекта “FMS”. – URL: <http://sourceforge.net/projects/fimas/> (дата обращения: 26.04.2015).
45. Сайт торгового симулятора аукциона (Java Auction Simulator API). – URL: <http://jasa.sourceforge.net/> (дата обращения: 26.04.2015).
46. Смирнов, С. И. Оценка ликвидационной стоимости крупного портфеля акций / С. И. Смирнов, В. О. Арбузов // Управление экономическими системами : электронный научный журнал. – 2014. – №12(72). – URL: <http://www.uecs.ru>.
47. Уэлч, С. Новый взгляд на риск / С. Уэлч // Российский интернет-портал частного банковского обслуживания и управления крупными состояниями. – URL: (<http://pbwm.ru/articles/novyuy-vzglyad-na-risk>)
48. Федеряков, А. С. Имитационное моделирование рынка ценных бумаг на основе мультиагентного подхода : дис. ... канд. тех. наук / А. С. Федеряков. – М. – 243 с.
49. Федорова, Е.А. Оптимизация инвестиционного портфеля методом неприятия потерь на примере российского фондового рынка / Е.А. Федорова, А.В. Титаренко // Экономика и математические методы. – 2014. – Т. 50. – № 1. – С. 80-90.

50. Achard, S. Discrete variations of the fractional Brownian in the presence of outliers and an additive noise / S. Achard, J.-F. Coeurjolly // *Statistics Surveys*. – 2010. – 4. – P. 117–147.
51. Ahn, H.-J. Tick size change and liquidity provision on the Tokyo Stock Exchange / H.-J. Ahn, J. Cai, K. Chan, Y. Hamao // *Journal of the Japanese and International Economies*. – 2001. – Vol. 21(2). – P. 173–194.
52. Andrianov, D. L. Economic dynamics models: theory, applications, computer aided implementation / D. L. Andrianov, V. O. Arbuzov, S. V. Ivliev, V. P. Maksimov, P. M. Simonov // *Вестник Пермского ун-та. Серия «Экономика»*. – 2015. – Вып. 4. – С. 33–53.
53. Arbuzov, V. Market liquidity measurement and econometric modeling / V. Arbuzov, M. Frolova // *Market risk and financial markets modeling*. – Heidelberg : Springer. – 2012. – P. 25–37.
54. Arbuzov, V. Revisiting of empirical zero intelligence models / V. Arbuzov // *Financial Econometrics and Empirical Market Microstructure*. – Heidelberg : Springer. – 2015. – P. 25–36.
55. Australian Securities and Investments Commission (ASIC) / Background paper : ASIC's regulatory framework on competition in exchange markets. – 2011.
56. Australian Securities and Investments Commission (ASIC) / Report 331 : Dark liquidity and high-frequency trading. – 2013.
57. Aymanns, C. Complexity Research Initiative for Systemic Instabilities / C. Aymanns, O. Bochmann, F. Caccioli, F. Corsi, J. D. Farmer, J. Grazzini, G. Iori , P. Klimek, F. Lillo, J. Porter, S. Poledna, S. Thurner // Deliverable D 2.1 Model extensions in a harmonized programming environment.
58. Bachelier, L. Theorie de la spéculation / L. Bachelier / *Ann. Sci. Ecole Norm. Sup.* 17 21–86 The Random Character of Stock Market Prices ed P H Cootner Cambridge, MA : MIT Press. – 1900. – P. 17–78 (English transl.).
59. Balance Sheet Approach to Agent-Based Computational Economics: The EURACE Project.

60. Balci, O. Guidelines for Successful Simulation Studies / O. Balci, R. P. Sadowski, R. E. Nance // Proceedings of the 1990 Winter Simulation Conference IEEE, Piscataway, NJ, 1990, P. 25–32.
61. Banerjee, A. V. A simple model of herd behavior / A. V. Banerjee // Q. J. Econ. 107, 1992, P. 797–817.
62. Baron, M. The Trading Profits of High Frequency Traders / M. Baron, J. Brogaard, A. Kirilenko [Электронный ресурс]. URL: <http://www.bankofcanada.ca/wp-content/uploads/2012/11/Brogaard-Jonathan.pdf> (дата обращения: 26.04.2015).
63. Batra, N. Tokyo Stock Exchange Prepares for Decimal Level Pricing / N. Batra [Электронный ресурс]: URL: <https://edge.credit-suisse.com/edge/Public/Bulletin/Servefile.aspx?FileID=25732&m=653399049> (дата обращения: 26.04.2015).
64. Benos, E. High-frequency trading behaviour and its impact on market quality: evidence from the UK equity market / E. Benos, S. Sagade [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.bankofengland.co.uk/research/Documents/workingpapers/2012/wp469.pdf> (дата обращения: 26.04.2014).
65. Bershova, N. High-Frequency Trading and Long-Term Investors: A View from the Buy Side / N. Bershova, D. Rakhlin // White Paper. – 2012.
66. Bessembinder, H. Tick Size, Spreads, and Liquidity: An Analysis of Nasdaq Securities Trading Near Ten Dollars / H. Bessembinder // Journal of Financial Intermediation. – 2000. – Vol. 9(3). – P. 213–239.
67. Blume, L. The Economy as an Evolving Complex System / L. Blume, S. Durlauf . – Vol. III. – New York : Oxford University Press. – 2005.
68. Bondarenko O. Competing Market Makers, Liquidity Provision, and Bid-Ask Spread / O. Bondarenko // Journal of Financial Markets. – 2001. – Vol. 4. – P. 269-308.
69. Bouchaud, J.-P. An introduction to statistical finance / J.-P. Bouchaud // Phys. A 313. – 2002. – P. 238–251.

70. Bouchaud, J.-P. How markets slowly digest changes in supply and demand / J.-P. Bouchaud, J. D. Farmer, F. Lillo / Handbook of Financial Markets: Dynamics and Evolution. – 2009. – P. 57-160.
71. Bouchaud, J.-P. Fluctuations and response in financial markets: the subtle nature of ‘random’ price changes / J.-P. Bouchaud, Y. Gefen, M. Potters, M. Wyart // Quantitative Finance. – 2004. – 4 (2). – P. 176–190.
72. Bourghelle, D. Why Market should not Necessarily Reduce the Tick Size / D. Bourghelle, F. Declerck // Journal of Banking and Finance. – 2004. – V. 28(2). – P. 373–398.
73. Brock, W. A. Heterogeneous beliefs and routes to chaos in a simple asset pricing model / W. A. Brock, C. H. Hommes // Journal of Economic Dynamics and Control. – 1998. – 22. – P. 1235-1274
74. Brogaard, J. High frequency trading and its impact on market quality / J. Brogaard [Электронный ресурс]. – URL: http://www.futuresindustry.org/ptg/downloads/HFT_Trading.pdf (дата обращения: 26.04.2015).
75. Brogaard, J. High frequency trading and volatility / J. Brogaard [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.managedfunds.org/industry-resources/industry-research/high-frequency-trading-and-volatility/> (дата обращения: 01.03.2015).
76. Brogaard, J. High frequency trading / J. Brogaard [Электронный ресурс]. – URL: http://business.nd.edu/uploadedFiles/Academic_Centers/Study_of_Financial_Regulation/pdf_and_documents/JonathanBrogaard.pdf (дата обращения: 26.04.2015).
77. Brogaard, J. High-frequency trading and price discovery / J. Brogaard, T. Hendershott, R. Riordan // Review of Financial Studies. – 2014. – 27(8). – P. 2267-2306.
78. Budish, E. The High-Frequency Trading Arms Race: Frequent Batch Auctions as a Market Design Response / E. Budish, P. Cramton, J. Shim [Электронный

ресурс]. – URL: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2388265
(дата обращения: 18.04.2015).

79. Chaboud, A. Rise of the Machines: Algorithmic Trading in the Foreign Exchange Market / A. Chaboud, E. Hjalmarsson, C. Vega, B. Chiquoine // Federal Reserve Board International Finance Discussion Paper No. 980. – 009.
80. Chakraborti, A. Econophysics review: I. Agent-based models / A. Chakraborti, I. Toke, M. Patriarca, F. Abergel // Quant. Finance. – 2011. – 11(7). – P. 991-1012.
81. Chakraborti, A. Econophysics review: II. Agent-based models / A. Chakraborti, I. Toke, M. Patriarca, F. Abergel // Quantitative Finance. – 2011. – 11(7). – P. 1013–1041.
82. Chakravarty, S. Decimal Trading and Market Impact / S. Chakravarty, S. Harris, R. Wood [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.cfs.purdue.edu/Class/Sugato/research/decimalsVer3.02.pdf> (дата обращения 01.09.2015).
83. Chakravarty, S. Did decimalization hurt institutional investors? / S. Chakravarty, V. Panchapagesan, R. A. Wood // Journal of Financial Markets. – 2005. – Vol. 8. – P. 400–420.
84. Challet, D The Tick-by-Tick Dynamical Consistency of Price Impact in Limit Order Books / D. Challet /// Applied Mathematical Finance, Taylor & Francis Journals. – 2011. – vol. 18(3). – P. 189-205.
85. Chan, N.T. An electronic market maker / N.T. Chan, C. Shelton / Working Paper AI Memo 2001–005. – Massachusetts Institute of Technology. – 2001.
86. Chen, S.-H. Evolving traders and the business school with genetic programming: A new architecture of the agent-based artificial stock market / S.-H. Chen, C.-H. Yeh // Journal of Economic Dynamics and Control. – 25(3-4). – 2001. – P. 363–393.
87. Chen, S.-H. On the emergent properties of artificial stock markets / S.-H. Chen, C.-H. Yeh. – 2002.

88. Chen, S.-H. Testing for non-linear structure in an artificial financial market / S.-H. Chen, T. Lux, M. Marchesi // *Journal of Economic Behaviour and Organization*. – 46. – 2001. – P. 327–342.
89. Chlistalla, M. High-frequency trading. Better than its reputation? / M. Chlistalla // *Report, Deutsche Bank Research*. – 2011.
90. Cincotti, S. Who wins? study of long-run trader survival in an artificial stock market / S. Cincotti, S. M. Focardi, M. Marchesi, M. Raberto // *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*. – 324(1-2). – 2003. – P. 227–233.
91. Cohen, K. J. *The Microstructure of Securities Markets* / K. J. Cohen, S. F. Maier, R. A. Schwartz, D. K. Whitcomb. – Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall. – 1986.
92. Cont, R. Herd behavior and aggregate fluctuations in financial markets / R. Cont, J. P. Bouchaud // *Macroecon. Dynam.* – 2000. – Vol. 4. – P. 170–196.
93. Coughenour, J. Specialist profits and the minimum price increment / J. Coughenour, L. Harris. – URL: <http://ssrn.com/abstract=537785> (дата обращения 01.04.2015).
94. Council of the European Union Proposal for a directive of the european parliament and of the council on markets in financial instruments repealing Directive 2004/39/EC of the European Parliament and of the Council, European Commission. – June 18. – 2013.
95. Daniels, M. G. Asynchronous simulations of a limit order book / M. G. Daniels // *PhD thesis*. – 2006.
96. Daniels, M. G. Traders imprint themselves by adaptively updating their own avatar / M. G. Daniels, L. Muchnik, S. Solomon // *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems : Artificial Economics, Agent-Based Methods in Finance, Game Theory and Their Applications*. – 2006. – Vol. 564. – P. 27–38.
97. Daniels, M. G. Quantitative model of price diffusion and market friction based on trading as a mechanistic random process / M. G. Daniels, J. D. Farmer // *Phys. Rev. Lett.* – 2003. – Vol. 90(10). – P. 108102/1-108102/4

98. Das, S. An agent-based model of dealership markets / S. Das // Proceedings of the International Workshop on Complex Agent-based Dynamic Networks. – Oxford. – 2003.
99. Das, S. A learning market-maker in the Glosten-Milgrom model / S. Das // Quantitative Finance 5(2). – 2005. – P. 169–180.
100. Dayri, K. Large tick assets: implicit spread and optimal tick size / K. Dayri, M. Rosenbaum [Электронный ресурс]. – URL: <http://arxiv.org/pdf/1207.6325.pdf> (дата обращения 01.04.2015).
101. Deliverable 6.3 of EURACE project. An Agent-Based software platform for European economic policy design with heterogeneous interacting agents: new insights from a bottom up approach to economic modelling and simulation. Software module of agent-based models of financial markets [Электронный ресурс]. – URL: http://www.wiwi.uni-bielefeld.de/lehrbereiche/vwl/etace/team/Sander_van_der_Hoog/upload/EURACE.pdf (дата обращения 01.04.2015).
102. Donier, J. Market impact with autocorrelated order flow under perfect competition / J. Donier. – 2012.
103. Dunis, C. Nonlinear Modelling of High Frequency Time Series / C. Dunis, B. Zhou. – (NY : Wiley). – 1998.
104. Durbin, M. All About High-Frequency Trading / M. Durbin. // McGraw-Hill. – 2010. – 240 p.
105. Egenter, E. Finite-size effects in Monte Carlo simulations of two stock market models / E. Egenter, T. Lux, D. Stauffer // Physica A 268 250–6. – 1999.
106. Epstein, J. M. Generative Social Science: Studies in Agent-Based Computational Modelling / J. M. Epstein. – Princeton : Princeton University Press. – 2006.
107. Fabozzi, F. J. High-frequency trading: methodologies and market impact Reviews of Futures Markets / F. J. Fabozzi, S. M. Focardi, C. Jonas // The Institute for Financial Markets. – 2011.

108. Farmer, J. D. How efficiency shapes market impact / J. D. Farmer, A. Gerig, F. Lillo, H. Waelbroeck. – 2011.
109. Farmer, J. D. A Random Order Placement Model of Price Formation in the Continuous Double Auction / J. D. Farmer, L. Gillemot, G. Iori, S. Krishnamurthy, D. E. Smith, M. G. Daniels // The Economy as an Evolving Complex System III. – New York : Oxford University Press. – 2006. – P. 133–173.
110. Farmer, J. D. The predictive power of zero intelligence in financial markets / J. D. Farmer, P. Patelli, I. I. Zovko // Proc. Natl. Acad. Sci. USA. – 2005. – Vol. 102(6). – P. 2254–2259.
111. Farmer, J. D. Toward agent-based models for investment, benchmarks and attribution analysis / J. D. Farmer / Working paper : Association for Investment Management and Research. – 2001.
112. Farmer J. D. The economy needs agent-based modeling / J. D. Farmer, D. Foley // Nature. – 2009. – 460(7256). – P. 685–686.
113. Feng, L. Linking agent-based models and stochastic models of financial markets / L. Feng, B. Li, B. Podobnik, T. Preis, E. Stanley // Proc. Natl. Acad. Sci. USA. – 110. – 2012. – P. 8388–8392.
114. Franci, F. Learning the optimal trading strategy/ F. Franci, R. Marschinski, L. Matassini // Physica A : Statistical Mechanics and its Applications. – 294. – 2001. – P. 213–225.
115. Gatheral, J. Market impact with autocorrelated order flow under perfect competition: the donier moder / J. Gatheral. – 2012.
116. Glosten, L. R. Bid, Ask and Transaction Prices in a Specialist Market with Heterogeneously Informed Traders / L. R. Glosten, P. R. Milgrom // Journal of Financial Economics. – 1985. – No 14. – P. 71–100.
117. Gode, D. Allocative efficiency of markets with zero-intelligence traders: Market as a partial substitute for individual rationaliy / D. Gode, S. Sunder // J. Polit. Econ. – 101. – 1993. – P. 119–137.

118. Golub, A. Overview of High Frequency Trading / A. Golub [Электронный ресурс]. – URL: https://fp7.portals.mbs.ac.uk/Portals/59/docs/MC%20deliverables/WP27%20A%20Golub%20paper%201_IntroHFT.pdf (дата обращения: 26.04.2014).
119. Gu, G.-F. On the probability distribution of stock returns in the Mike-Farmer model / G.-F. Gu, W.-X. Zhou // European Physical Journal B. – 2009. – Vol. 67. – No. 4. – P. 585–592.
120. Hagströmer, B. The diversity of high frequency traders / B. Hagströmer, L. Nordén // Journal of Financial Markets. – 2013. – Vol. 16. – P. 741–770.
121. Harris, L. Does a large minimum price variation encourage order exposure? // L. Harris [Электронный ресурс]. – URL: <http://www-bcf.usc.edu/~lharris/ACROBAT/HIDDEN.PDF> (дата обращения 01.09.2014).
122. Harris L. Trading&Exchanges: Market Microstructure for Practitioners / L. Harris. – Oxford : Oxford Press. – 2003.
123. Hasbrouck, J. Empirical Market Microstructure / J. Hasbrouck. – Oxford : Oxford Press. – 2007.
124. He, L.-Y. Statistical revisit to the Mike-Farmer model: can this model capture the stylized facts in real world markets / L.-Y. He, X.-C. Wen // Fractals. – 2013. – Vol. 21. – No. 2.
125. Hendershott, R. Algorithmic trading and the market for liquidity / T. Hendershott, R. Riordan [Электронный ресурс]. – URL: <http://faculty.haas.berkeley.edu/hender/ATMonitor.pdf> (дата обращения: 26.04.2014).
126. Hirschey, N. H. Do High-Frequency Traders Anticipate Buying and Selling Pressure? / N. H. Hirschey [Электронный ресурс]. – URL: https://www2.bc.edu/~taillard/Seminar_spring_2012_files/Hirschey.pdf (дата обращения: 26.04.2014).
127. Hommes, C. H. Financial markets as nonlinear adaptive evolutionary systems / C. H. Hommes // Quantitative Finance. – 1. – 2001. – P. 149–167.

128. Hommes, C. H. Heterogeneous agent models in economics and finance / C. H. Hommes / in L. Tesfatsion and K. L. Judd, eds, 'Handbook of Computational Economics: Agent-Based Computational Economics'. – Elsevier North-Holland. – 2006.
129. Huang, Z. F. Finite market size as a source of extreme wealth inequality and market instability / Z. F. Huang, S. Solomon // Physica A. – 294 503–13. – 2001.
130. International Organization of Securities Commissions (IOSCO), Regulatory Issues Raised by the Impact of Technological Changes on Market Integrity and Efficiency. Final Report (IOSCOPD361), Technical Committee of IOSCO. – 2011. [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.iosco.org/library/pubdocs/pdf/IOSCOPD361.pdf> (дата обращения: 26.04.2014).
131. Introduction to ARCH & GARCH models [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.econ.uiuc.edu/~econ472/ARCH.pdf> (дата обращения: 26.04.2014).
132. Investment Industry Regulatory Organization of Canada (IIROC), The HOT Study Phases I and II of IIROC's Study of High Frequency Trading Activity on Canadian Equity Marketplaces [Электронный ресурс]. – URL: http://www.iiroc.ca/documents/2012/c03dbb44-9032-4c6b-946e-6f2bd6cf4e23_en.pdf (дата обращения: 26.04.2014).
133. Iori, G. Avalanche dynamics and trading friction effects on stock market returns / G. Iori // Int. J. Mod. Phys. C 10 1149. – 1999. – P. 62.
134. Jacobsson, E. How to predict crashes in financial markets with the Log-Periodic Power Law / E. Jacobsson. – 2009.
135. Jovanovic, F. The history of econophysics' emergence: A new approach in modern financial theory / F. Jovanovic, C. Schinckus // History of Political Economy. – 45(3). – 2013. – P. 443–474.
136. Kim, G. W. Investment rules, margin and market volatility/ G. W. Kim, H. M. Markowitz // J. Portfolio Manag. – 16. – 1989. – P. 45–52.

137. Kirilenko, A. A. The flash crash: The impact of high frequency trading on an electronic market / A. A. Kirilenko, A. S. Kyle, M. Samadi, T. Tuzun [Электронный ресурс]. – URL: <http://ssrn.com/abstract=1686004> (дата обращения: 26.04.2015).
138. Kirman A. Ants, rationality, and recruitment / A. Kirman // Q. J. Econ. 108 137–56. – 1993.
139. Leal, S. J. Rock around the Clock: An Agent-Based Model of Low- and High-Frequency Trading / S. J. Leal, M. Napoletano, A. Roventini, G. Fagiolo [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.gredeg.cnrs.fr/working-papers/GREDEG-WP-2014-21.pdf> (дата обращения: 26.04.2015).
140. LeBaron, B. Building the Santa Fe artificial stock market / B. LeBaron / Working paper. – Brandeis University. – 2002.
141. LeBaron, B. Agent-based computational finance / B. LeBaron / in L. Tesfatsion and K. L. Judd, eds, 'Handbook of Computational Economics: Agent-Based Computational Economics'. – Elsevier North-Holland. – 2006.
142. LeBaron, B. Time series properties of an artificial stock market / B. LeBaron, W. B. Arthur, R. Palmer // Journal of Economic Dynamics and Control. – 23. – 1999. – P. 1487–1516.
143. Levy, M. Dynamical explanation for the emergence of power law in a stock market / M. Levy, S. Solomon // Int. J. Mod. Phys. – 1996. – C 7(1). – P. 65–72.
144. Levy, M. Power laws are logarithmic Boltzmann laws / M. Levy, S. Solomon // Int. J. Mod. Phys. – 1996. – C 7(4). – P. 595–601.
145. Levy, M. A microscopic model of the stock market: cycles, booms, and crashes / M. Levy, H. Levy, S. Solomon // Econ. Lett. – 45 103. – 1994. – P. 11.
146. Levy, M. Microscopic simulation of the stock market: the effect of microscopic diversity / M. Levy, H. Levy, S. Solomon // J. Physique I 5 1087. – 1995. – P. 107.

147. Levy, M. New evidence for the power law distribution of wealth / M. Levy, H. Levy, S. Solomon // *Physica A* 242. – 1997. – P. 90–4.
148. Levy, M. Microscopic Simulation of Financial Markets / M. Levy, H. Levy, S. Solomon. – NY : Academic. – 2000.
149. Levy, M. The complex dynamics of a simple stock market model / M. Levy, N. Persky, S. Solomon // *Int. J. High Speed Comput.* – 8. – 1996. – P. 93–113.
150. Lillo, F. The Long Memory of the Efficient Market / F. Lillo, J. D. Farmer // *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics.* – 2004. – Vol. 8. – Issue 3.
151. Lillo, F. Identification of clusters of investors from their real trading activity in a financial market / F. Lillo, M. Tumminello, J. Piilo, R.N. Mantegna // *New Journal of Physics.* – 14(013041). – 2012.
152. Lillo, F. Specialization and herding behavior of trading firms in a financial market / F. Lillo, E. Moro, G. Vaglica, R.N. Mantegna // *New Journal of Physics.* – 2008. – 10 (043019).
153. Lillo, F. Theory for long-memory of supply and demand / F. Lillo, S. Mike, J. D. Farmer // *Physical Review.* – 2005. – E 7106. – P. 287–297.
154. Loistl, O. KapSyn Computer Modeled Stock Exchanges : User Manual. – Ver. 3.02 / O. Loistl, O. Vetter . – University of Economics and Business Administration. – Vienna, Austria. – 2000.
155. Loistl, O. An integration of current markets microstructure results into a consistent picture catallactic modeling of capital markets micro structure / Technical report / O. Loistl, A. Veverka . – Vienna University of Economics and Business Administration. – 2004.
156. Loistl, O. XETRA Efficiency Evaluation and NASDAQ Modeling by KapSyn' / O. Loistl, B. Schossmann, O. Vetter // *European Journal of Operational Research* 135(2). – 2001. – P. 270–295.
157. Lomb, N. R. Least-squares frequency analysis of unequally spaced data / N. R. Lomb // *Astrophysics and Space Science.* – 39. – 1976. – P. 447–462.
158. Lux, T. Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market / T. Lux, M. Marchesi // *Nature.* – 397. – 1999. – P. 498–500.

159. Lux, T. Volatility clustering in financial markets: a microsimulation of financial agents / T. Lux, M. Marchesi // International Journal of Theoretical and Applied Finance. – 3. – 2000. – P. 675–702.
160. Madhavan, A. Market Microstructure: A Survey/ A. Madhavan // Journal of Financial Markets. – 2000. – No. 3. – P. 205–258.
161. Mantegna, R. N. An introduction to econophysics: Correlations and Complexity in Finance / R. N. Mantegna, H. E. Stanley. – Cambridge University Press. – 141 p.
162. Maslov, S. Simple model of a limit order-driven market / S. Maslov // Physica A 278. – 2000. – P. 571–578.
163. Matassini, L. On financial markets trading / L. Matassini, F. Franci // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 289. – 2001. – P. 526–542.
164. Matassini, L. The trading rectangle strategy within book models / L. Matassini // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 301 (1-4). – 2001. – P. 449–456.
165. Mike, S. An empirical behavioral model of liquidity and volatility / S. Mike, J. D. Farmer // J. Econ. Dyn. Control. – 2008. – V. 32. – P. 200–234.
166. Muchnik, L. Markov nets and the matlab platform; application to continuous double auction / L. Muchnik, S. Solomon // New Economic Windows. – Springer. – 2005.
167. Muchnik, L. Agent based simulation design principles applications to stock market / L. Muchnik, Y. Louzoun, S. Solomon // Practical Fruits of Econophysics. – 2005.
168. Obizhaeva, A.A. Optimal trading strategy and supply/demand dynamics / A.A. Obizhaeva, J. Wang // Journal of Financial Markets. – 2013. – Volume 16(1). – P. 1-32.
169. O'Hara M. Market Microstructure Theory // Blackwell Publishing Ltd. – 1995.
170. Øksendal, B. Fractional Brownian Motion in Finance / B. Øksendal [Электронный ресурс]. – URL:

<https://www.duo.uio.no/bitstream/handle/10852/10657/pm28-03.pdf?sequence=1> (дата обращения: 26.04.2014).

171. Porter, D. Tick Size and Market Quality / D. Porter, D. Weaver // *Financial Management*. – 1997. – Vol. 26(4). – P. 5–26.
172. Raberto, M. Agent-based simulation of a financial market / M. Raberto, S. Cincotti, S. M. Focardi, M. Marchesi // *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. – 299. – 2001. – P. 319–327.
173. Raberto, M. Traders long-run wealth in an artificial financial market / M. Raberto, S. Cincotti, S. M. Focardi, M. Marchesi // *Computational Economics*. – 22. – 2003. – P. 255–272.
174. Reilly, F. *Investment Analysis and Portfolio Management* / F. Reilly, K. C. Brown // 7th Published by Thomson South Western, Cincinnati, OH. – 2003.
175. Rickles, D. Econophysics and the complexity of the financial markets / D. Rickles / in *Handbook of the Philosophy of Science*. – Vol. 10 : Philosophy and Complex Systems, J. Collier and C. Hooker, eds. – NY : North Holland Elsevier Editions. – 2008.
176. Rickles, D. Econophysics for philosophers / D. Rickles // *Stud. Hist. Philos. Mod.* – 38. – 2007. – P. 948–978.
177. Roehner, B. M. The sharp peak-flat trough pattern and critical speculation / B. M. Roehner, D. Sornette // *European Physical Journal*. – B4. – 1998. – P. 387–399.
178. Rosser, B. Is a transdisciplinary perspective on economic complexity possible? / B. Rosser // *J. Econom. Behav. Organ.* – 75. – 2010. – P. 3–11.
179. Rosvall, M. Maps of random walks on complex networks reveal community structure / M. Rosvall, C. T. Bergstrom // *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*. – 2008. – No. 105. – P. 1118–1123.
180. Samanidou, E. *Portfolio-insurance-strategien und finanzmarktvolatilitat: das mikrosimulationsmodell von* / E. Samanidou // Kim und Markowitz Diploma Thesis Department of Economics. – University of Bonn. – 2000.

181. Samanidou, E. Agent-based Models of Financial Markets / E. Samanidou, E. Zschischang, D. Stauffer, T. Lux // Reports on Progress in Physics. – 2007. – Vol. 70(3). – P. 409–450.
182. Sarr, A. Measuring liquidity in financial markets / A. Sarr, T. Lybek // IMF Working Paper. WP/02/232. – 2002.
183. Scargle, J. D. Studies in astronomical time series analysis II: Statistical aspects of spectral analysis of unevenly spaced data / J. D. Scargle // Astrophysical Journal. – 1982. – Vol. 263. – P. 835–853.
184. Schinckus, C. Agent-based econophysics and statistical econophysics / C. Schinckus // Quant. Finance. – No. 12. – 2012. – P. 1189–1192.
185. Schinckus, C. Introduction to econophysics: towards a new step in the evolution of physical sciences / C. Schinckus // Contemporary Physics. – 2013. – Vol. 54. – No. 1. – P. 17–32.
186. Securities, U. S., and Exchange Commission. (2012). Report to congress on decimalization. Washington, DC [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.sec.gov/news/studies/2012/decimalization-072012.pdf> (дата обращения 01.09.2014).
187. Seppi, D. J. Liquidity provision with limit orders and a strategic specialist / D. J. Seppi // Review of Financial Studies. – 1997. – V. 10(1). – P. 103–150.
188. Seybold, P. Agent-based models for physics and chemistry / P. Seybold // Proceedings of the American Physical Society. – College Park, MD. – 2008.
189. Shatner, M. A continuous time asynchronous model of the stock market / M. Shatner, L. Mushnik, M. Leshno, S. Solomon [Электронный ресурс]. – URL: <http://arxiv.org/pdf/cond-mat/0005430v1.pdf> (дата обращения 01.09.2014).
190. Slanina, F. Mean-field approximation for a limit order driven market model / F. Slanina // Phys. Rev. E. – 2001. – 64. – P. 056136-1–056136-5
191. Smith, E. Statistical theory of the continuous double auction / E. Smith, J. D. Farmer, L. Gillemot, S. Krishnamurthy // Working Paper 02-10-057. – Santa Fe Institute. – 2002.

192. Solomon, S. Spontaneous scaling emergence in generic stochastic systems / S. Solomon, M. Levy // Int. J. Mod. Phys. – 1996.
193. Sorban, K. B. Agent-Based Simulation of Financial Markets - A Modular, Continuous-Time Approach, PhD Thesis / K. B. Sorban / RSM Erasmus University. – Erasmus School of Economics. – 2008.
194. Sornette, D. Physics and Financial Economics (1776–2014) Puzzles, Ising and Agent-Based models / D. Sornette // Reports on Progress in Physics. – 2014.
195. Sornette, D. Importance of Positive Feedbacks and Over-confidence in a Self-Fulfilling Ising Model of Financial Markets / D. Sornette, Wei-Xing Zhou [Электронный ресурс]. – URL: <http://arxiv.org/abs/cond-mat/0503607v2> (дата обращения: 26.04.2014).
196. Sornette, D. A Stable and Robust Calibration Scheme of the Log-Periodic Power Law Model / D. Sornette, V. Filimonov // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 2013. – 392(17). – P. 3698-3707.
197. Sornette, D. Power law scaling and "dragon-Kings" in distributions of intraday financial drawdowns / D. Sornette, V. Filimonov // Chaos, Solitons and Fractals. – 2015. – 74. – P. 27–45.
198. Stigler, G. J. Public Regulation of the Securities Markets / G. J. Stigler // Journal of Business. – 1964. – P. 37.
199. Stoikov S. High-frequency trading in a limit order book / M. Avellaneda, S. Stoikov // Quantitative Finance. – 2008. – Vol. 8. – No. 3. – P. 217-224.
200. Stoll, H. R. Market Microstructure : in Constantinides, Harris and Stulz (eds.) : Handbook of the Economics of Finance / Hans R. Stoll. –Elsevier. – 2003.
201. Taranto, D. E. The adaptive nature of liquidity taking in limit order books / D. E. Taranto, G. Bormetti, F. Lillo // Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment. – 2014. – 6. – P. 06002.
202. Tesfatsion, L. Agent-based computational economics: Growing economies from the bottom up / L. Tesfatsion // Artificial Life. – 2002. – 8(1). – P. 55–82.

203. Toth, B. Anomalous price impact and the critical nature of liquidity in financial markets / B. Toth, Y. Lempriere, C. Deremble, J. Lataillade, J. Kockelkoren, J.-P. Bouchaud. – 2011.
204. TSE Tick Size Reductions. Implications for Execution Style and VWAP Slippage [Электронный ресурс]. – URL: [http://www.dbquant.com/Presentations/TSE_Tick_Size_Reduction_\(DB_Microstructure_2Q2008\).pdf](http://www.dbquant.com/Presentations/TSE_Tick_Size_Reduction_(DB_Microstructure_2Q2008).pdf) (дата обращения: 26.04.2014).
205. Tumminello, M. Identification of clusters of investors from their real trading activity in a financial market / M. Tumminello, F. Lillo, J. Piilo, R. N. Mantegna // New Journal of Physics. – 07. – 2011.
206. Tumminello, M. Statistically validated networks in bipartite complex systems / M. Tumminello, S. Micciché, F. Lillo, J. Piilo, R. N. Mantegna // PLoS ONE. – 2011. – 6(3). – e17994.
207. U.S. Commodity Futures Trading Commission (CFTC) Categorization and Data. Presentation by the CFTC Technology Advisory Committee, Subcommittee on Automated and High Frequency Trading– Working Group 2 [Электронный ресурс]. – URL: http://www.cftc.gov/ucm/groups/public/@newsroom/documents/file/wg2presentation1_062012.pdf (дата обращения: 26.04.2014).
208. U.S. Securities and Exchange Commission (SEC), Concept Release on Equity Market Structure. Concept Release, 17 CFR PART 242, Release No. 34-61358; File No. S7-02-10. 2010.
209. Van Ness, B. F. The impact of the reduction in tick increments in major U.S. markets on spreads, depth, and volatility / B. F. Van Ness, R. A. Van Ness, S. Pruitt // Review of Quantitative Finance and Accounting. – 2000. – Vol. 15(2). – P. 153–167.
210. Xinyang, L. Evolutionary mechanism design using agent-based models / Li Xinyang // A thesis for the degree of Doctor of Philosophy. – 2012.

211. Yang, S. Y. Gaussian Process Based Algorithmic Trading Strategy Identification / S. Y. Yang, Q. Qiao, P. A. Beling, W. T. Scherer, A. A. Kirilenko, J. Cusimano // Quantitative Finance. – 2015. – P. 21.
212. Zhang, S. S. Need for Speed: An Empirical Analysis of Hard and Soft Information in a High Frequency World / S. S. Zhang [Электронный ресурс]. – URL: <http://ssrn.com/abstract=1985951> (дата обращения: 26.04.2014).
213. Zhi-Qiang, J. Bubble Diagnosis and Prediction of the 2005–2007 and 2008–2009 Chinese stock market bubbles / Zhi-Qiang Jianga, W.-X. Zhou, D. Sornette, R. Woodard, K. Bastiaensen, P. Cauwels // Journal of Economic Behavior and Organization. – 2010. – 74(3). – P. 149-162.
214. Zschischang, E. Some new results on the Levy, Levy and Solomon microscopic stock market model / E. Zschischang, T. Lux // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 291. – 2001. – P. 563–573.

Приложение 1. Анализ данных

Таблица 1.1. Основные характеристики в определениях HFT

Характеристики	SEC	CFTC	IOSCO	ASIC	MiFID
Аспект латентности	+	+	–	–	+
Создание значительного числа событий	+	+	+	+	+
Около нулевая позиция на конец дня	+	–	+	–	–
Короткий интервал для торговли	+	–	+	+	+
Сложные компьютерные программы без вмешательства людей	+	+	+	–	+
Частные фирмы	+	–	+	+	+

Источник: составлено автором на основе [55], [208], [207], [94], [130]

Таблица 1.2. Инструменты входящие в индекс ММВБ 30 на 2012 год

Название	Тикер на бирже
ОАО АФК «Система»	AFKS
ОАО «Аэрофлот»	AFLT
ОАО «Северсталь»	CHMF
ОАО «Э.ОН Россия»	EONR
ОАО «ФСК ЕЭС»	FEES
ОАО «Газпром»	GAZP
ОАО ГМК «Норильский Никель»	GMKN
ОАО «РусГидро»	HYDR
ОАО «ИНТЕР РАО ЕЭС»	IRAO
ОАО «Лукойл»	LKOH
ОАО «ММК»	MAGN
ОАО «Магнит»	MGNT
ОАО «Холдинг МРСК»	MRKH
ОАО «Мосэнерго»	MSNG
ОАО «Мечел»	MTLR
ОАО «Мобильные ТелеСистемы»	MTSS
ОАО «Новолипецкий металлургический комбинат»	NLMK
ОАО «НОВАТЭК»	NVTK
ОАО «Распадская»	RASP
ОАО «НК «Роснефть»	ROSN
ОАО «Ростелеком»	RTKM

Юнайтед Компани РУСАЛ Плс	RUALR
ОАО «Сбербанк России»	SBER
ОАО «Сбербанк России»	SBERP
ОАО «Сургутнефтегаз»	SNGS
ОАО «Сургутнефтегаз»	SNGSP
ОАО «Татнефть»	TATN
ОАО АК «Транснефть»	TRNFP
ОАО «Уралкалий»	URKA
ОАО «Банк ВТБ»	VTBR

Таблица 1.3. Инструменты выделенные в результате кластеризации и не входящие в индекс ММВБ

Название	Тикер на бирже
ОАО «Мегафон»	MFON
ОАО «Газ»	GAZA
ОАО «Дикси»	DIXY
ОАО «Протек»	PRTK
ОАО «Фармстандарт»	PHST
ОАО «Газпромнефть – МНПЗ»	MNPZ
ОАО «ЛСР»	LSRG
ОАО «ОАО «СН-ЯНОС», ао	JNOZP
ОАО «СН-ЯНОС», ап	JNOZ
ОАО «ГУМ»	GUMM
ОАО «КАМАЗ»	KMAZ
ОАО «Лензолото»	LNZL
ОАО «Пермские моторы»	PMOT
ОАО «ТГК-9»	TGKI
ОАО «Уралкалий»	URKA
ОАО «Пермэнергосбыт»	PMSB
ЗАО «ТД Мотовилихинские заводы»	MOTZ
ОАО «Морион»	MORI
ОАО «ММК»	MAGN
ОАО «Мостотрест»	MSTT
ОАО «ОГК-2»	OGKB

ОАО «РБК»	RBCM
ОАО «Разгуляй»	GRAZ
ОАО «Квадра»	TGKD
ОАО «Нефтекамск»	NFAZ
ОАО «Опин»	OPIN
ОАО «Приморье»	PRMB
ОАО «СОЛЛЕПС»	SVAV
ОАО «УАЗ»	UAZA
ОАО «Физика»	NPOF

Таблица 1.4. Инструменты входящие в индекс STI в 2012

Название	Тикер на бирже
CAPITALAND LTD	CAPL SP Equity
CAPITAMALL TRUST	CT SP Equity
CAPITAMALLS ASIA	CMA SP Equity
CITY DEVELOPS	CIT SP Equity
COMFORTDELGRO CO	CD SP Equity
DBS GROUP HLDGS	DBS SP Equity
FRASER AND NEAVE	FNN SP Equity
GENTING SINGAPOR	GENS SP Equity
GLOBAL LOGISTIC	GLP SP Equity
GOLDEN AGRI-RESO	GGR SP Equity
HONGKONG LAND	HKL SP Equity
JARDINE CYCLE &	JCNC SP Equity
JARDINE MATHESON	JM SP Equity
JARDINE STRAT	JS SP Equity
KEPPEL CORP LTD	KEP SP Equity
NEPTUNE ORIENT	NOL SP Equity
NOBLE GROUP LTD	NOBL SP Equity
OLAM INTERNATIONAL	OLAM SP Equity
OCBC BANK	OCBC SP Equity
SEMBICORP INDUS	SCI SP Equity
SEMBICORP MARINE	SMM SP Equity
SIA ENGINEERING	SIE SP Equity

SINGAPORE AIRLIN	SIA SP Equity
SINGAPORE EXCH	SGX SP Equity
SINGAP PRESS HKG	SPH SP Equity
SINGAP TECH ENG	STE SP Equity
SINGAP TELECOMM	ST SP Equity
STARHUB LTD	STH SP Equity
UNITED OVERSEAS	UOB SP Equity
WILMAR INTERNATIONAL	WIL SP Equity

Таблица 1.5. Десять крупнейших по объему торгов инструментов, не входящих в индекс STI

Название	Тикер на бирже
TRANSCU GROUP LT	TSCU SP Equity
TT INTERNATIONAL	TTI SP Equity
UNITED FIBER SYS	UFS SP Equity
YOMA STRATEGIC	YOMA SP Equity
DIGILAND INTL	DIGI SP Equity
GSH CORP LTD	GSH SP Equity
HLH GROUP LTD	HLHG SP Equity
MDR LTD	MDR SP Equity
GEO ENERGY	GERL SP Equity
YHM GROUP LTD	CHEN SP Equity

Таблица 1.6. Десять инструментов с наибольшим коэффициентом осцилляции, не входящих в индекс STI

Название	Тикер на бирже
ASIA POWER CORP	API SP Equity
LEE KIM TAH HDGS	LKT SP Equity
GRP LTD	GRP SP Equity
VIZ BRANZ LTD	VIZ SP Equity
ETIKA INTL HLDGS	ETK SP Equity
MIRACH ENERGY LT	MENR SP Equity
SIIC ENVIRONMENT	SIIC SP Equity
ARA ASSET MANAGE	ARA SP Equity
GLOBAL YELLOW PA	YPG SP Equity

K-GREEN TRUST	KGT SP Equity
---------------	---------------

Таблица 1.7. Пятьдесят инструментов кластеризованных на основе 5 критериев, не входящих в индекс STI

Название	Тикер на бирже
SCINTRONIX CORP	SCIN SP Equity
ISHARES MSCI IND	INDIA SP Equity
SINGAPORE LAND	SL SP Equity
MTQ CORP LTD	MTQ SP Equity
ISR CAPITAL LTD	ISR SP Equity
LIFEBRANDZ LTD	LFBZ SP Equity
MEMTECH INTL LTD	MTEC SP Equity
ISHARES US AS BD	AJAC SP Equity
SYNEAR FOOD HLDG	SYNF SP Equity
HAI LECK HLDS	HLCK SP Equity
PAN HONG PROPRTY	PANH SP Equity
VICOM LTD	VCM SP Equity
KEONG HONG HOLDI	KHHL SP Equity
JEP HOLDINGS LTD	JEP SP Equity
EUNETWORKS GROUP	EUN SP Equity
PARKSON RETAIL	PRA SP Equity
SARIN TECHNOLOGI	SARIN SP Equity
LI HENG CHEMICAL	LHCF SP Equity
MAPLETREE LOG TR	MLT SP Equity
EPICENTRE HOLDIN	EPIC SP Equity
PEOPLE'S FOOD	PFH SP Equity
CPH LTD	CPH SP Equity
HOCK LIAN SENG	HLSH SP Equity
SILVERLAKE AXIS	SILV SP Equity
ARMSTRONG INDUS	ARMS SP Equity
MARCO POLO MARIN	MPM SP Equity
HOTEL GRAND CENT	GRAN SP Equity
VALLIANZ HOLDING	VALZ SP Equity
NATURAL COOL	NATC SP Equity

CREATIVE TECH LT	CREAF SP Equity
CHINA POWERPLUS	CPOW SP Equity
HARRY'S HOLDINGS	HHL SP Equity
JADASON ENT LTD	JAD SP Equity
JES INTERNATIONAL	JES SP Equity
ISHARES AS LC BD	ABLC SP Equity
CHEMICAL IND (FE	CHEM SP Equity
DUTECH HOLDINGS	DTECH SP Equity
C&G ENVIRONMENTA	CNGI SP Equity
LYXOR-ETF TAIWAN	TWN SP Equity
CORDLIFE GROUP	CLGL SP Equity
LANKOM ELECTRONI	LANK SP Equity
UOB-KAY HIAN HLD	UOBK SP Equity
UNITED INTL SECS	UIS SP Equity
UOL GROUP LTD	UOL SP Equity
LYXOR-COMMOD CRB	CRN SP Equity
CHINA GREAT LAND	CGL SP Equity
TRAVELITE HOLDIN	TVL SP Equity
PERTAMA HLDG LTD	PERT SP Equity
KXD DIGITAL ENTE	KXD SP Equity
CELESTIAL NUTRI	CENU SP Equity

Таблица 1.8. Структура данных, которая хранит информацию обо всех заявках, произошедших на рынке

Поле	Описание
EXCHANGE_ID	Идентификатор биржи: MOEX, SGX
SECURITY_ID	Идентификатор анализируемого инструмента
BROKER_ID	Идентификатор брокера, через которого была выставлена заявка
AGENT_ID	Идентификатор агента, которым была выставлена заявка
TRADEDATE	Торговый день, в который произошло событие
ENTRYTIME	Время прихода/изменения/отмены заявки
BUYSELL	Направление заявки: покупка или продажа

ORDER_STATE	Текущее состояние заявки: поставлена или изменена
END_ORDER_STATE	Конечное состояние заявки: совершена сделка, изменена, отменена
ORDERNO	Уникальный номер заявки
ORDTYPE	Тип заявки: рыночная, лимитная и др.
PRICE	Цена выставленной заявки
QUANTITY	Объем выставленной заявки
VISIBLE_QUANTITY	Видимый объем выставленной заявки (для айсберг заявок)
ENDTIME	Время исполнения/отмены/изменения заявки
TRADENO	Уникальный номер сделки, если заявка была завершена сделкой
ORDERLOG_ID	Уникальный номер события в таблице
BROKER_ID	Идентификатор брокера, через которого была выставлена заявка

Таблица 1.9. Структура данных, которая хранит информацию обо всех сделках, произошедших на рынке

Поле	Описание
EXCHANGE_ID	Идентификатор биржи: MOEX, SGX
SECURITY_ID	Идентификатор анализируемого инструмента
TRADEDATE	Торговый день, в который произошло событие
TRADETIME	Время совершения сделки
TRADETYPE	Тип сделки
TRADENO	Уникальный номер сделки
PRICE	Цена сделки
VOLUME	Объем сделки в шт.
VALUE	Объем сделки в деньгах
S_BROKER_ID	Идентификатор брокера участника, который является продавцом в данной сделки
S_AGENT_ID	Идентификатор участника, который является продавцом в данной сделки
S_ORDERNO	Уникальный номер заявки на продажу
S_ORDERTIME	Время прихода на биржу заявки на продажу

S_ORDERPRICE	Цена заявки на продажу
S_ORDERVOLUME	Объем заявки на продажу
S_ORDTYPE	Тип заявки на продажу
B_BROKER_ID	Идентификатор брокера участника, который является покупателем в данной сделки
B_AGENT_ID	Идентификатор участника, который является покупателем в данной сделки
B_ORDERNO	Уникальный номер заявки на покупку
B_ORDERTIME	Время прихода на биржу заявки на покупку
B_ORDERPRICE	Цена заявки на покупку
B_ORDERVOLUME	Объем заявки на покупку
B_ORDTYPE	Тип заявки на покупку
EXCHANGE_ID	Идентификатор биржи: MOEX, SGX
SECURITY_ID	Идентификатор анализируемого инструмента

Таблица 1.10. Структура данных, которая хранит справочник доступных инструментов на рынке

Поле	Описание
SECURITY_ID	Уникальный номер инструмента
BOARD_ID	Уникальный номер площадки
TICKER	Тиккер инструмента
SHORTNAME	Короткое название инструмента
NAME	Полное название инструмента
ISIN	Номер ISIN инструмента
ISSUEDATE	Дата эмиссии инструмента
ISSUESIZE	Объем эмиссии инструмента
EXCHANGE_ID	Уникальный номер биржи
...	Прочая техническая информация
SECURITY_ID	Уникальный номер инструмента
...	Прочая техническая информация

Таблица 1.11. Структура данных, которая хранит в себе состояние рынка на каждую заявку

Field	Description
ORDERLOG_ID_START	Уникальный номер события из таблицы с заявками участников
ENTRY_BEST_BID_PRICE	Лучшая цена на покупку в момент прихода заявки на рынок
ENTRY_BEST_ASK_PRICE	Лучшая цена на продажу в момент прихода заявки на рынок
END_BEST_BID_PRICE	Лучшая цена на покупку в момент отмены/исполнение/изменения заявки
END_BEST_ASK_PRICE	Лучшая цена на продажу в момент отмены/исполнение/изменения заявки
ENTRY_BEST_BID_VOLUME	Объем на лучшей цене на покупку в момент прихода заявки на рынок
ENTRY_BEST_ASK_VOLUME	Объем на лучшей цене на продажу в момент прихода заявки на рынок
END_BEST_BID_VOLUME	Объем на лучшей цене на покупку в момент отмены/исполнение/изменения заявки
END_BEST_ASK_VOLUME	Объем на лучшей цене на продажу в момент отмены/исполнение/изменения заявки
ENTRY_BUY_ORDERS_NUMBER	Число заявок на покупку в момент прихода заявки на рынок
ENTRY_SELL_ORDERS_NUMBER	Число заявок на продажу в момент прихода заявки на рынок
END_BUY_ORDERS_NUMBER	Число заявок на покупку в момент отмены/исполнение/изменения заявки
END_SELL_ORDERS_NUMBER	Число заявок на продажу в момент отмены/исполнение/изменения заявки
ORDERLOG_ID_START	Уникальный номер события из таблицы с заявками участников
ENTRY_BEST_BID_PRICE	Лучшая цена на покупку в момент прихода заявки на рынок
ENTRY_BEST_ASK_PRICE	Лучшая цена на продажу в момент прихода заявки на рынок

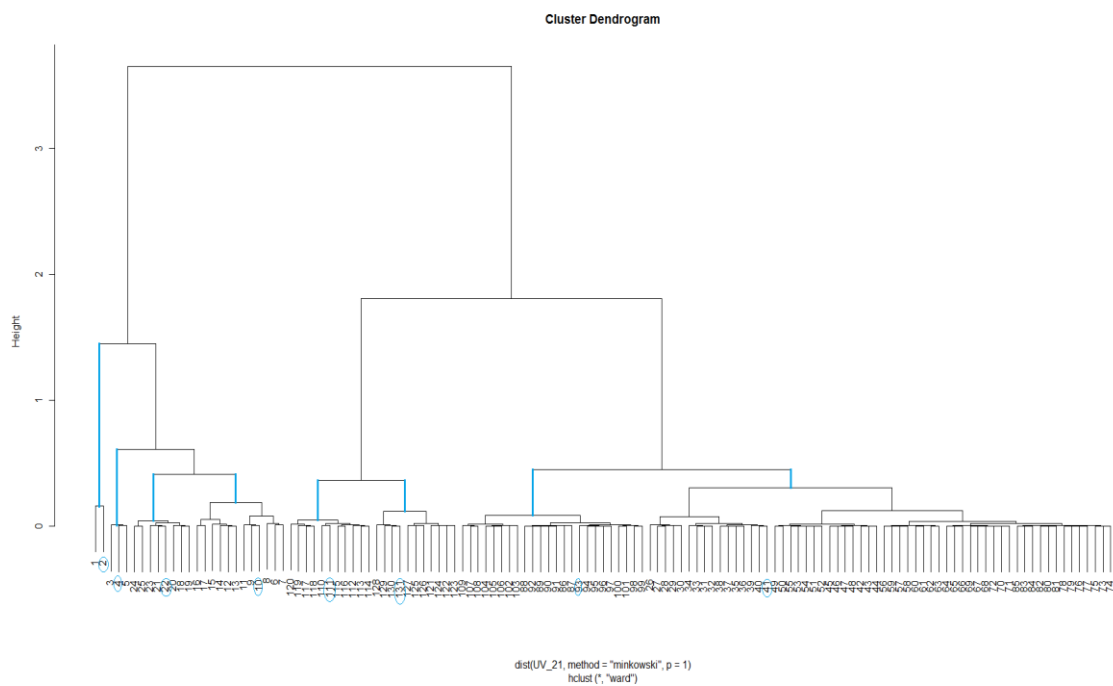


Рисунок 1.1. Кластеризация финансовых инструментов на Сингапурском фондовом рынке

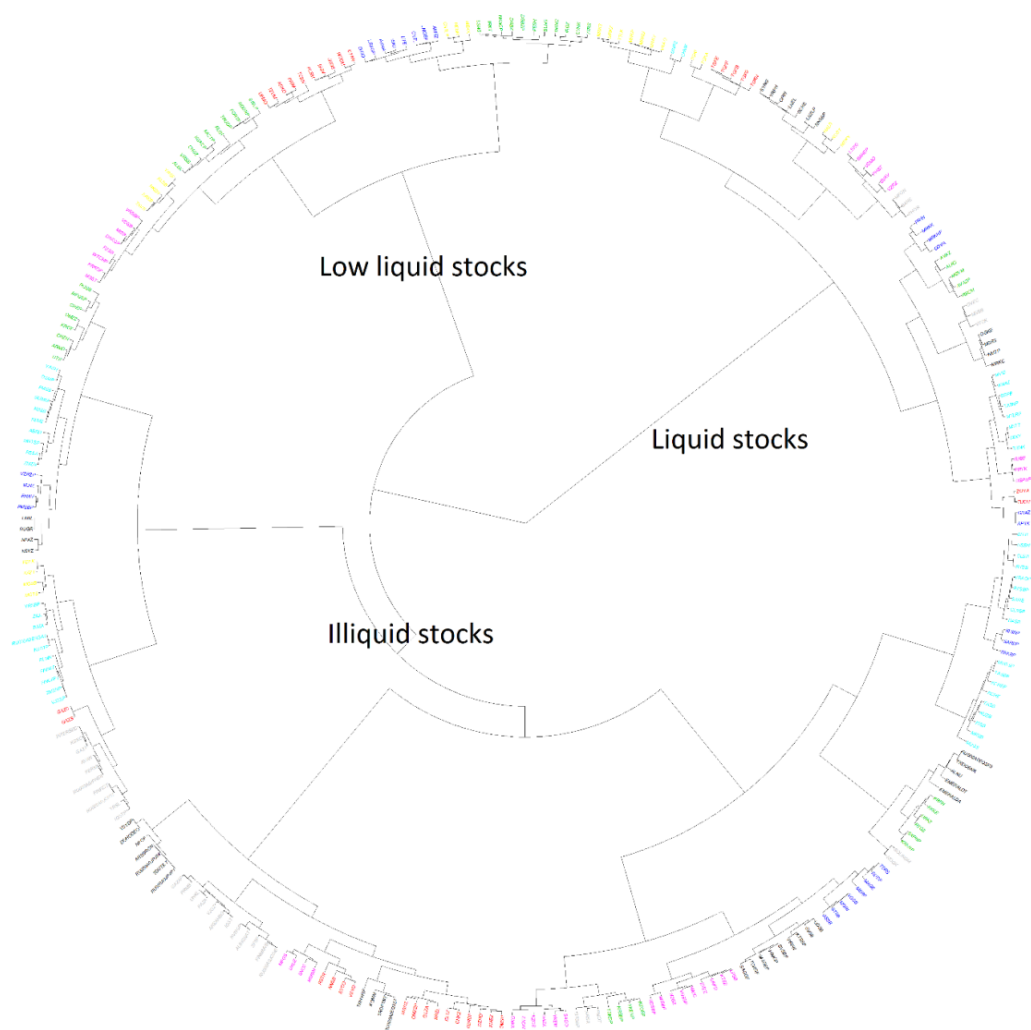


Рисунок 1.2. Филогенетическое дерево инструментов, не вошедших в индекс ММВБ

Приложение 2. Выделение высокочастотных участников рынка

Список используемых характеристик для выделения участников:

- Среднедневная активность участника
- Среднедневное число заявок выставленных участником
- Среднедневное число финансовых инструментов на которых участник выставял заявки
- Среднедневное число заявок отмененных участником
- Среднедневное число заявок отмененных биржей
- Среднедневное число исполненных заявок
- Среднедневное число заявок выставленных участником на покупку/ продажу
- Среднедневное число сделок совершенных участником
- Среднедневное число сделок совершенных участником на покупку/продажу
- Среднедневное число сделок совершенных участником агрессивно
- Среднедневное число сделок совершенных участником пассивно
- Среднедневное число финансовых инструментов на которых участник совершал сделки
- Среднедневной оборот по всем сделкам участника
- Среднедневная велича максимальной/минимальной/медианной сделки за день
- Среднедневное значение сделки
- Среднедневное значение заявки с максимально выставленным объемом, в деньгах
- Среднедневное значение чистой позиции участника по всем сделкам, в деньгах
- Среднедневное соотношение количества отмененных сделок к общему числу

- Среднее.максимальное минимальное медианное значение величина позиция относительно суммарного оборота торгов на конец дня по всем/5 наиболее ликвидным инструментам
- Дата начала торгов на финансовом рынке по отношению к агенту
- Последняя дата торгов на финансовом рынке по отношению к агенту
- Количество активных дней агента на периоде истории его торгов
- Доля временной активности агента
- Максимальная/Минимальная/Медианная/Средняя часовая/ минутная/ секундная интенсивность агента выраженная в количестве отправленных заявок к час
- Среднедневная метрика агрессивности сделок
- Среднедневное соотношение количества заявок к количеству сделок
- Средневзвешенное по объему время удержания позиции
- Соотношение заявок приходящих на лучшие цены к общему числу
- Волатильность позиции на конец дня

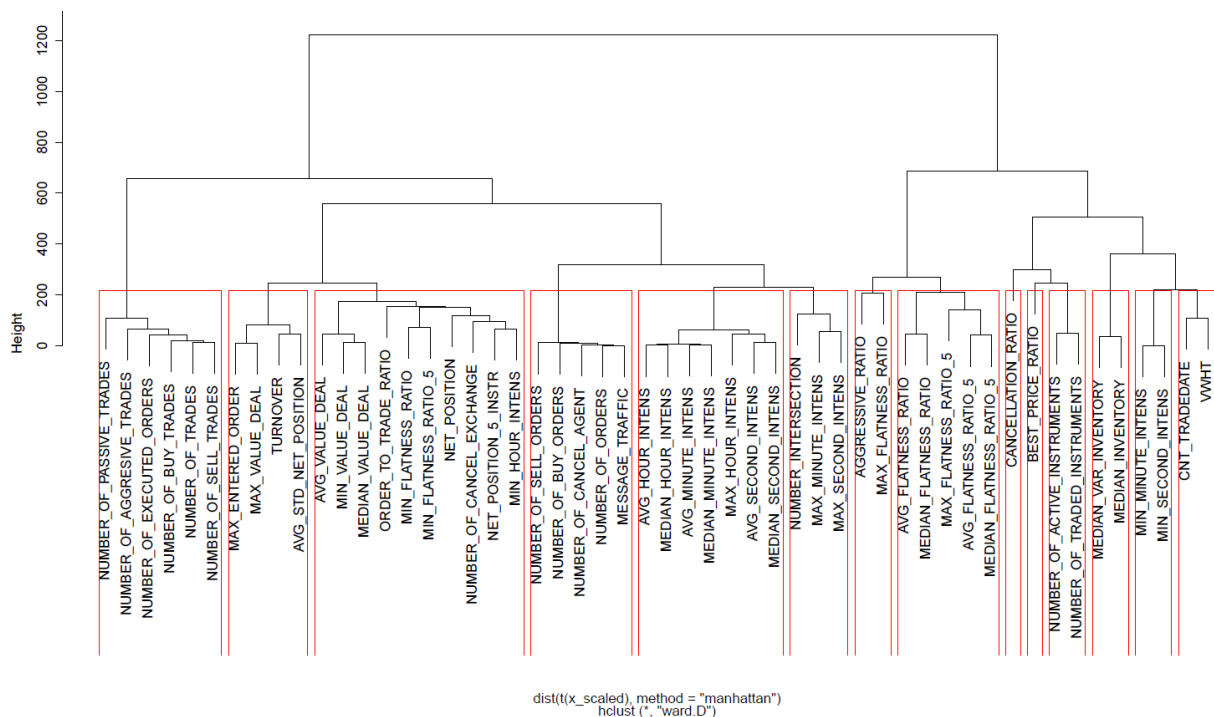


Рисунок 2.1. Иерархическая кластеризация выделенных характеристик по методу Уорда с использованием расстояния городских кварталов

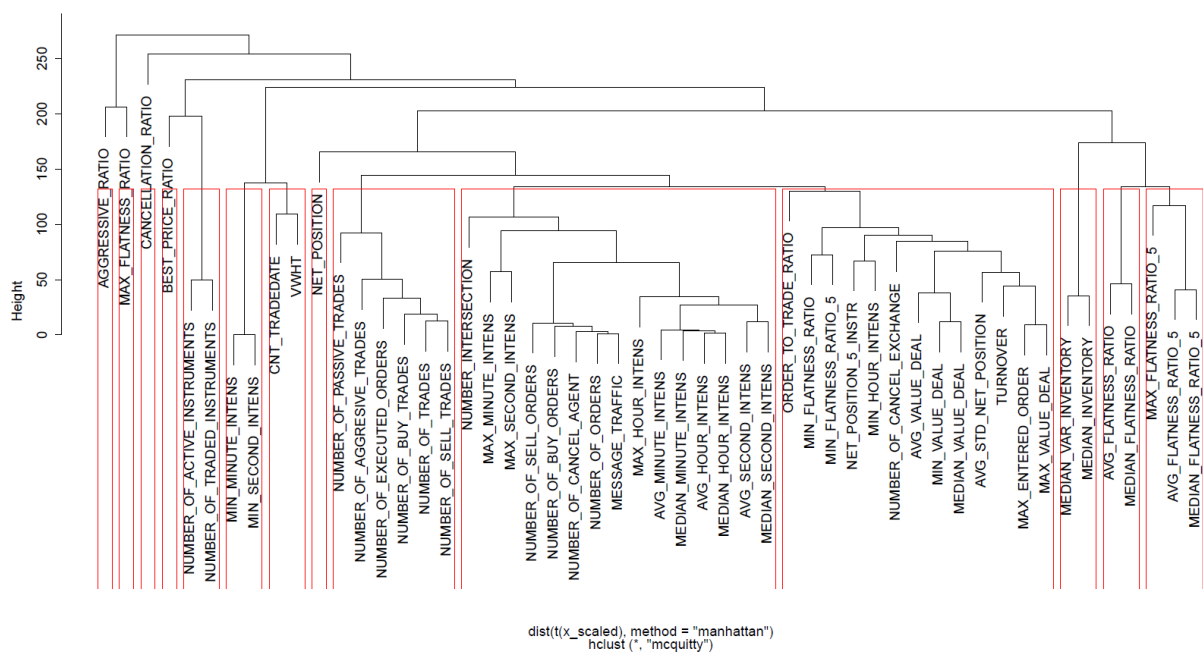


Рисунок 2.2. Иерархическая кластеризация выделенных характеристик по методу Маккуитти с использованием расстояния городских кварталов

Название переменной	Компонента № 1	Компонента № 2	Компонента № 3	Компонента № 4	Компонента № 5	Компонента № 6	Компонента № 7	Компонента № 8	Компонента № 9
NUMBER_OF_ORDERS	-0.30194768	0.124120365	0.008119604	0.030464939	-0.298367675	0.054516938	-0.026626764	-0.06424316	0.006792407
MESSAGE_TRAFFIC	-0.30118356	0.128522601	0.009498186	0.029795914	-0.299201048	0.054355188	-0.02670884	-0.064667864	0.006870299
NUMBER_OF_SELL_ORDERS	-0.298153229	0.118624969	0.006512342	0.027412657	-0.260186997	0.046555843	-0.021997819	-0.068839093	0.011207192
NUMBER_OF_CANCEL_AGENT	-0.289391389	0.130920027	0.012057523	0.026995227	-0.28925459	0.043538998	-0.02259245	-0.061801834	0.006498899
NUMBER_OF_BUY_ORDERS	-0.28678512	0.121482443	0.009701577	0.031898481	-0.27727519	0.051344522	-0.026400534	-0.052076149	0.002502075
AVG_HOUR_INTENS	-0.240711767	0.114761701	0.00830518	0.005800288	-0.268925242	0.09643133	-0.015036622	-0.127948488	-0.03697412
AVG_MINUTE_INTENS	-0.23960548	0.11184377	0.008471335	0.005306363	-0.26964047	0.086465675	-0.013030244	-0.123665362	-0.033737734
MEDIAN_HOUR_INTENS	-0.239485262	0.115172285	0.008336895	0.006390076	-0.274003208	0.101108418	-0.016387376	-0.132675903	-0.039178436
MAX_HOUR_INTENS	-0.238406463	0.072139016	0.016664945	-0.012052219	-0.281000905	-0.065021287	0.01893366	-0.002061849	-0.024984837
MEDIAN_MINUTE_INTENS	-0.235945567	0.116122766	0.009330623	0.007117632	-0.276803725	0.106212649	-0.018156739	-0.142684309	-0.04055412
MAX_MINUTE_INTENS	-0.196775563	-0.018127903	0.033465269	-0.03079865	-0.17321128	-0.411789967	0.065475533	-0.363190201	-0.057118334
AVG_SECOND_INTENS	-0.183072152	0.068645267	0.016525095	0.007204397	-0.17076323	-0.002104878	-0.009074686	-0.055956262	-0.032978548
NUMBER_OF_PASSIVE_TRADES	-0.174852766	-0.165865155	-0.017935163	0.00343949	0.01984903	0.045471806	0.022156996	-0.002043727	0.11065311
NUMBER_OF_SELL_TRADES	-0.164108193	-0.364690004	-0.083520736	0.065224724	-0.09820321	0.051382583	-0.00147438	0.031960423	0.013934575
MEDIAN_SECOND_INTENS	-0.162715233	0.075048184	0.008784857	0.006926664	-0.20288794	0.046914872	-0.008251111	0.086190447	-0.026666216
NUMBER_OF_TRADES	-0.159752855	-0.359036918	-0.089929101	0.064769472	-0.08834836	0.052260071	-0.002426454	0.032434691	0.007791408
NUMBER_OF_EXECUTED_ORDERS	-0.146011563	-0.382064908	-0.12663736	0.070330875	0.002958653	0.028601746	0.001052337	0.023968957	-0.00619147
NUMBER_OF_BUY_TRADES	-0.143584582	-0.328822704	-0.087606563	0.064641165	-0.08350399	0.049034078	-0.002066613	0.027971634	0.003437175
MAX_SECOND_INTENS	-0.138494732	-0.095392543	0.084837141	-0.046633781	-0.079606427	-0.57035283	0.047665217	-0.401196811	-0.072306958
NUMBER_INTERSECTION	-0.108887461	-0.031873381	-0.092655688	-0.194025362	-0.05676392	-0.086666579	0.181808733	-0.124153221	0.440928325
NUMBER_OF_AGGRESSIVE_TRADES	-0.083696295	-0.389130422	-0.093872245	0.078746861	-0.01334623	0.034068801	-0.020459448	0.053109035	-0.067690736
NUMBER_OF_CANCEL_EXCHANGE	-0.057994663	-0.276466992	-0.096153871	0.088357918	-0.026288219	0.006429484	-0.048177988	0.078122696	-0.134743326
ORDER_TO_TRADE_RATIO	-0.057682288	0.031971567	0.025713923	-0.027078842	-0.05859532	-0.550631172	0.24992849	0.661293992	0.006289745
NUMBER_OF_TRADED_INSTRUMENTS	-0.045448325	-0.045262231	0.199412716	-0.094293072	-0.025160533	-0.001904889	-0.033514627	0.068099038	0.028231927
NUMBER_OF_ACTIVE_INSTRUMENTS	-0.042341582	-0.04453737	0.232502643	-0.111473985	-0.034180928	-0.043563876	0.073760893	0.134966767	0.039917788
TURNOVER	-0.029533338	-0.147976064	0.515610464	-0.150620235	-0.19241688	0.118173284	0.048129397	0.059696607	0.200827923
MAX_ENTERED_ORDER	-0.024503775	-0.145661798	0.470868474	-0.121745434	-0.03755394	0.070476897	0.032145518	0.005680148	0.122350302
CANCELLATION_RATIO	-0.021748101	0.016170228	-0.062543823	-0.023264612	-0.036754932	-0.184572962	-0.060616443	0.260451441	0.096808325
MAX_VALUE_DEAL	-0.009086627	-0.06190581	0.270365189	-0.068759314	-0.040109915	0.052290049	0.022196476	0.006899473	0.040049947
AVG_STD_NET_POSITION	-0.003838465	-0.033618048	0.201035794	-0.057477478	-0.05983352	0.049077154	0.020005806	0.021361403	0.055637138
BEST_PRICE_RATIO	-0.003085811	-0.024285482	0.012297734	-0.047296913	0.011944273	0.102902359	0.181705217	-0.151443158	0.06081332
AVG_VALUE_DEAL	-0.002827718	-0.02978863	0.241744559	-0.037128925	0.002226147	0.021230876	0.022897373	-0.050236045	-0.17377536
MEDIAN_VALUE_DEAL	-0.002134563	-0.024092664	0.21570776	-0.025987398	0.03934763	0.011362684	0.022667057	-0.060733341	-0.206610814
MIN_HOUR_INTENS	-0.001702595	-0.002720304	-0.000944072	-0.000861131	-0.001124851	-0.00687522	0.00095069	-0.008153636	0.00056212
MIN_VALUE_DEAL	-0.000778097	-0.006910186	0.078540917	0.007074795	0.05027961	-0.015932187	0.01593658	-0.042283081	-0.137158959
MIN_MINUTE_INTENS	-2.13E-35	1.90E-35	4.45E-34	1.68E-33	3.71E-34	-3.07E-33	-2.56E-33	-3.67E-33	3.59E-33
MIN_SECOND_INTENS	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MIN_FLATNESS_RATIO	0.000154969	-0.001376095	0.015482604	0.022471322	0.04042185	-0.00012799	0.021262107	-0.010334809	0.030321535
MIN_FLATNESS_RATIO_5	0.001461298	0.002916301	0.010184487	0.051534418	0.006746446	-0.003293189	0.024257826	-0.010189677	0.091783656
VWHT	0.006659266	-0.03585509	0.179249481	0.158319983	-0.14058548	-0.075390907	-0.337375252	0.00661903	0.385534521
AGGRESSIVE_RATIO	0.008527874	-0.018265004	0.002145083	-0.030077869	0.013910222	0.050957326	0.126728506	-0.103975448	-0.024108457
MEDIAN_FLATNESS_RATIO_5	0.012914632	0.020711987	0.059973174	0.328498093	0.039172709	-0.054381805	0.072920171	-0.014050178	0.370290574
MEDIAN_FLATNESS_RATIO	0.013108527	0.011310938	0.142276493	0.337632719	0.039784409	-0.07831532	-0.035740892	-0.01855714	0.11852218
MEDIAN_INVENTORY	0.016201538	0.021263758	0.12911134	0.381688232	0.06138886	0.015828875	0.020725123	0.004308059	-0.193675285
AVG_FLATNESS_RATIO	0.017682136	0.015011406	0.124780826	0.299365568	0.035763672	-0.056683288	-0.057246129	-0.019761059	0.078370648
AVG_FLATNESS_RATIO_5	0.018908038	0.029322684	0.049763378	0.346767358	0.040607554	-0.051121524	-0.118465409	-0.011024926	0.364673987
MAX_FLATNESS_RATIO_5	0.024917796	0.033597742	-0.001606964	0.231336802	0.024852838	-0.048513887	-0.319727743	-0.011128007	0.217324844
MEDIAN_VAR_INVENTORY	0.025773161	0.028861637	0.132925713	0.403774469	0.03103437	0.030388109	0.295472183	0.013726988	-0.211568887
MAX_FLATNESS_RATIO	0.03022686	0.02256487	0.035542082	0.116212117	-0.07469114	-0.011793789	-0.080001245	-0.013114569	-0.057352909
Пояснение значения компоненты	Количество приходящих заявок	Количество сделок	Денежный оборот	Особенности инвентори профайла связанные с направленность торговли	Интенсивность прихода заявок	Спаминг	Маркет-мейкинг	Агрессивность	Особенности инвентори профайла связанные с временем удержания позиции

Рисунок 2.3. Анализ главных компонент множества характеристик

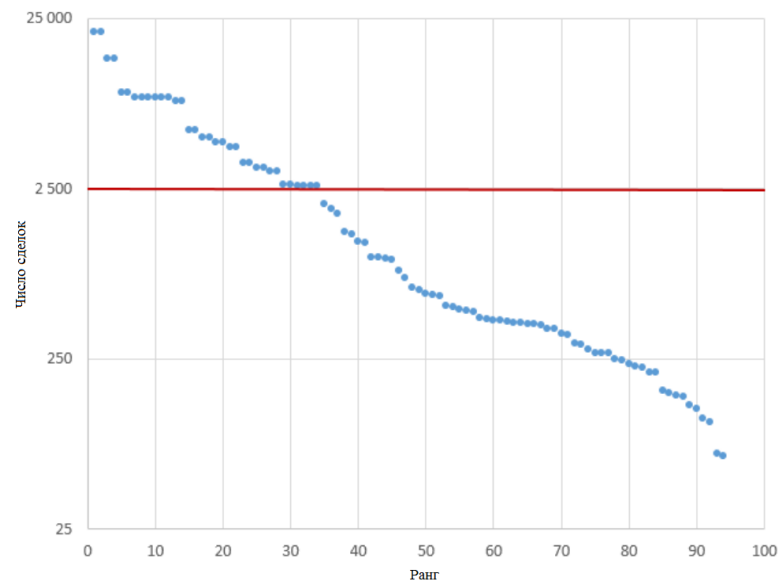


Рисунок 2.4. Вариационный ряд числа сделок в выделенной группе после применения ограничений, заданных в методике



Рисунок 2.5. Распределение детрендированного числа заявок

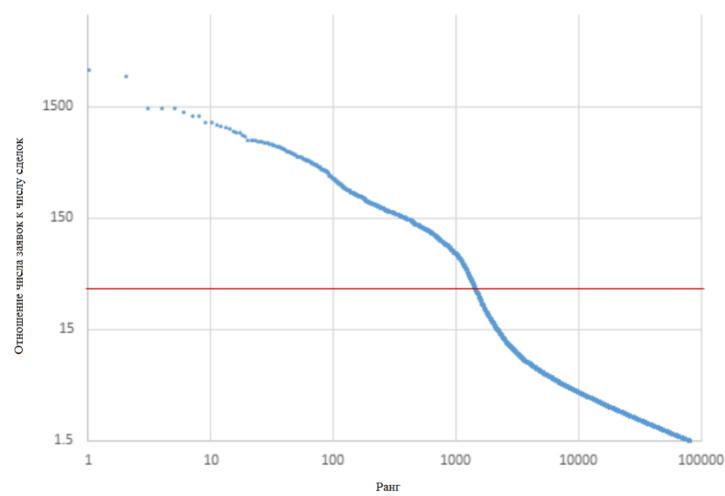


Рисунок 2.6. Вариационный ряд отношения числа заявок к числу сделок

Приложение 3. Модели с нулевым интеллектом

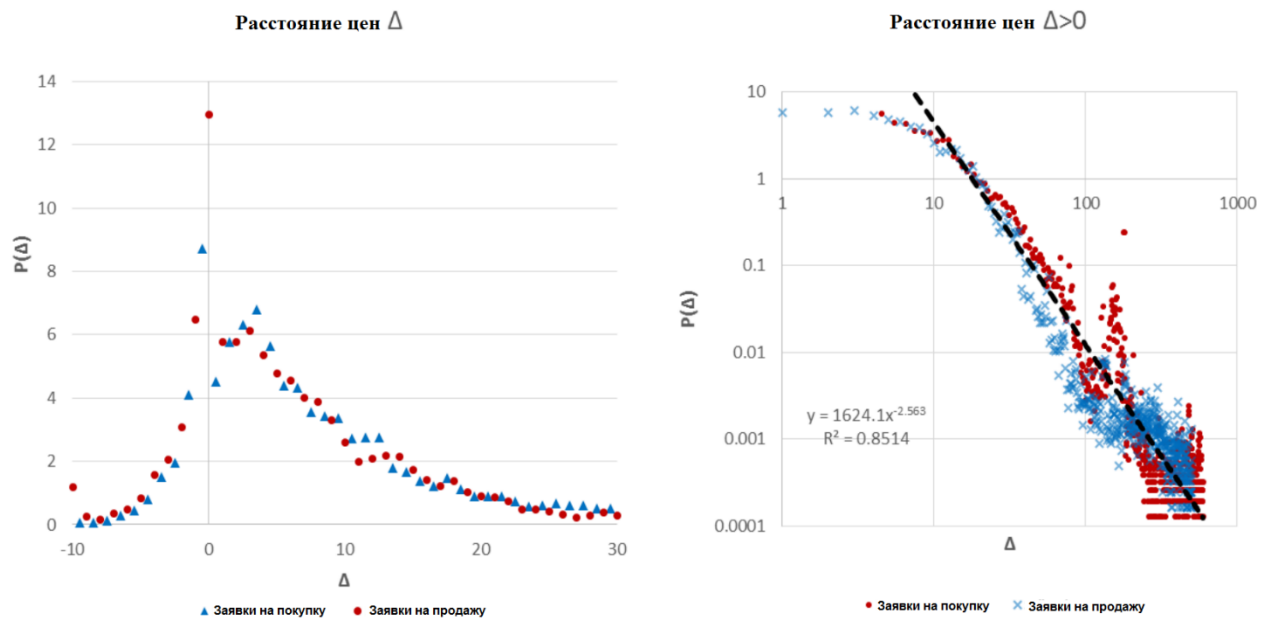


Рисунок 3.1. Слева – гистограмма разницы цен входящих заявок и лучших цен на рынке (лучшей цены на покупку или на продажу); справа – степенной закон в расстоянии цен заявок от лучших цен – левый график в логарифмических координатах

Таблица 3.1. Параметры модели Daniels на российском рынке (акции ОАО «Аэрофлот», январь 2012 г.)

Параметры	Описание	Значение
α	Интенсивность лимитных заявок	0,108
μ	Интенсивность рыночных заявок	0,006
δ	Интенсивность отмен	0,287
dp	Размер минимального движения цены	0,010
σ	Размер заявок	1184

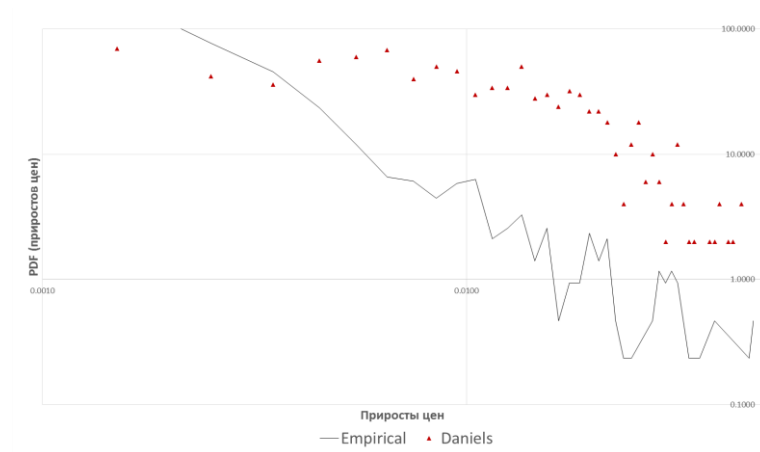


Рисунок 3.2. Сравнение плотности распределения приростов в эмпирических данных и имитационной модели

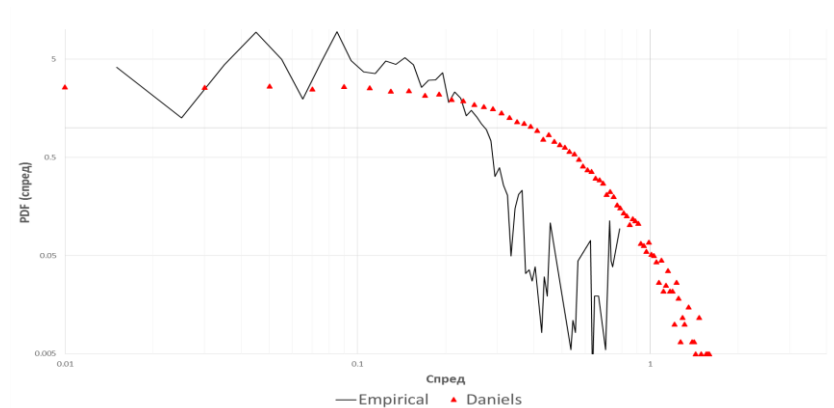


Рисунок 3.3. Сравнение плотности распределения спреда на эмпирических и имитационных данных

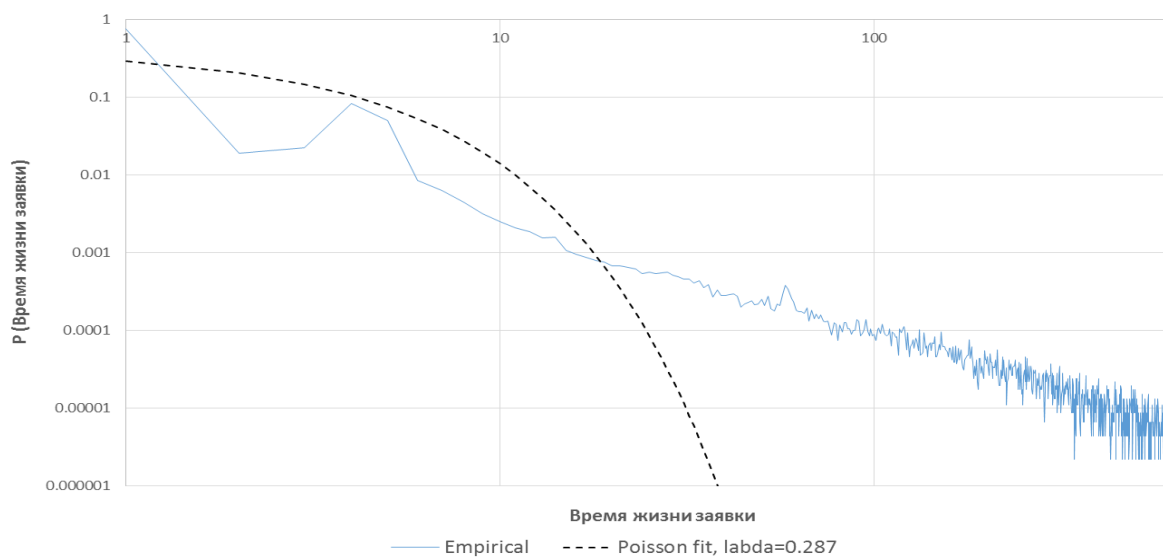


Рисунок 3.4. Сравнение плотности времени жизни заявки на эмпирических данных и имитационных (в логарифмических координатах)

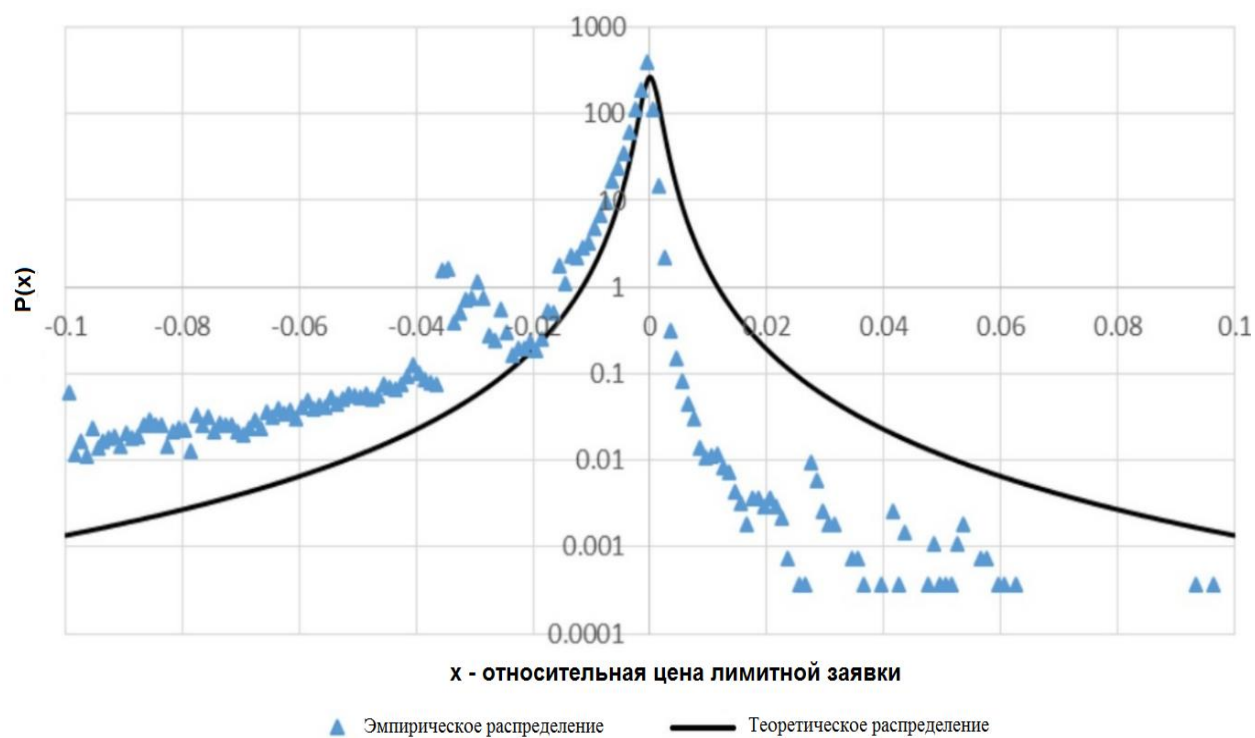


Рисунок 3.5. Оценка эмпирического распределения цен с использованием распределения Стьюдента

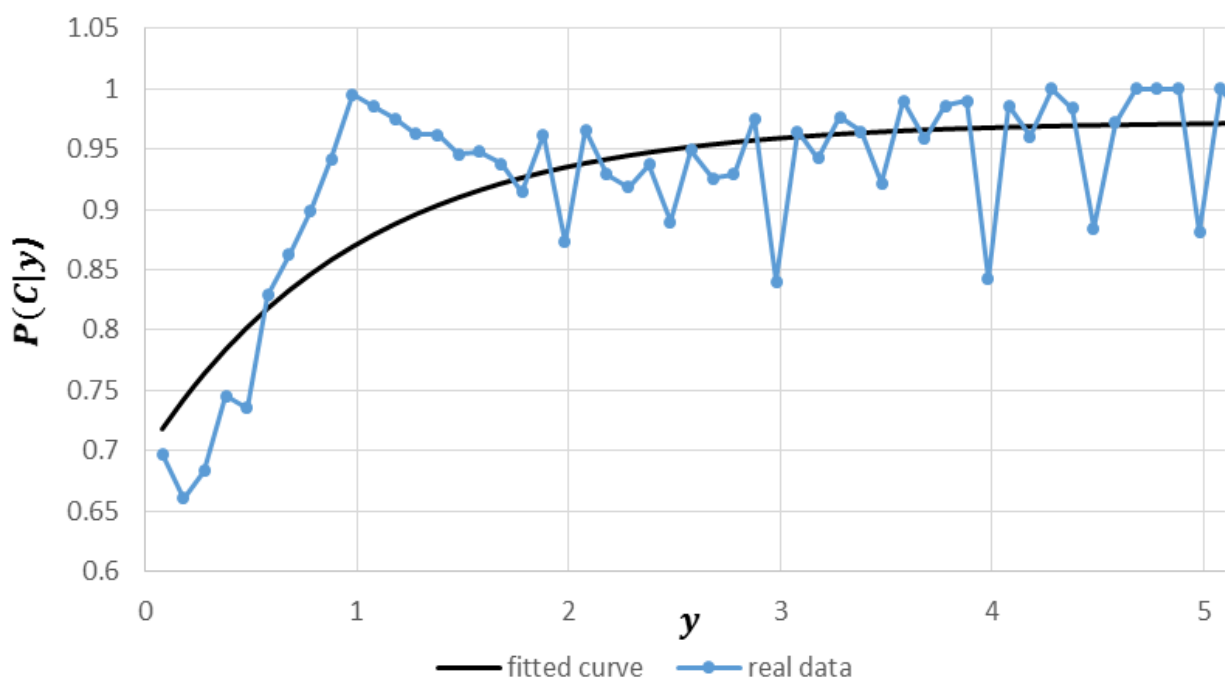


Рисунок 3.6. Условная вероятность отмены заявки в зависимости от положения в книге заявок

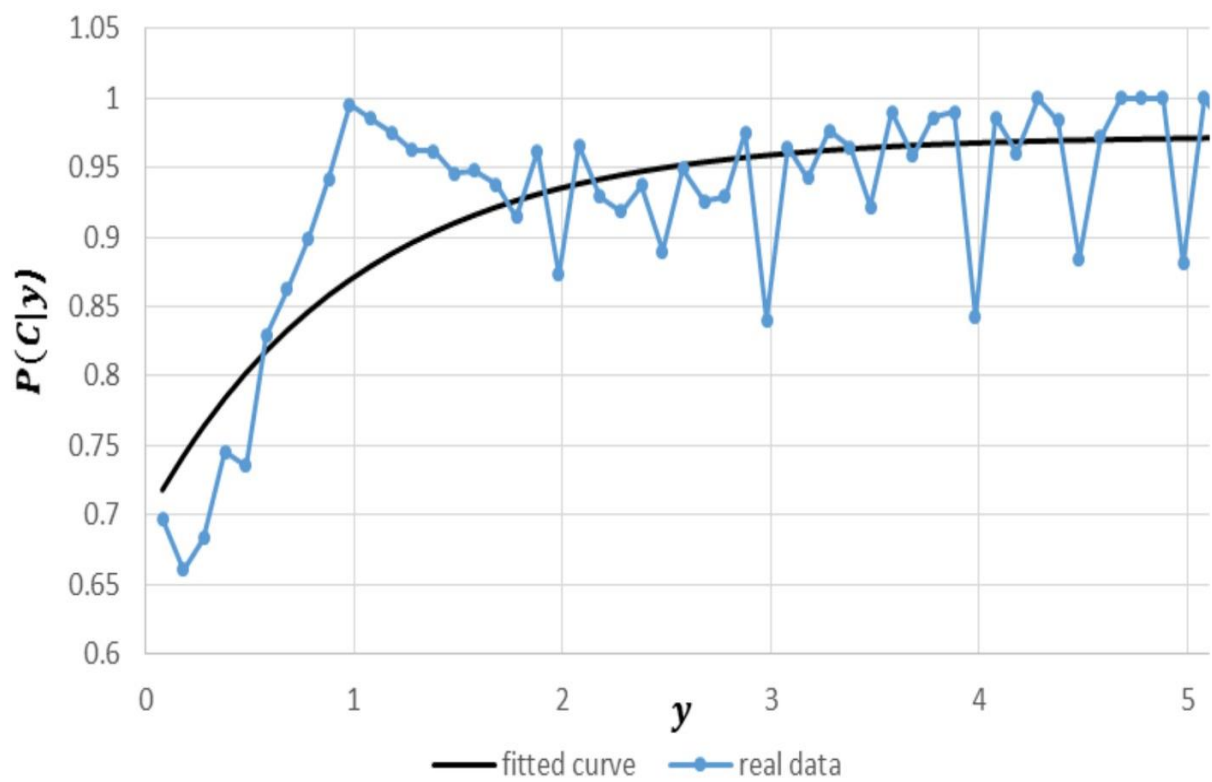


Рисунок 3.7. Условная вероятность отмены заявки в зависимости от дисбаланса книги заявок

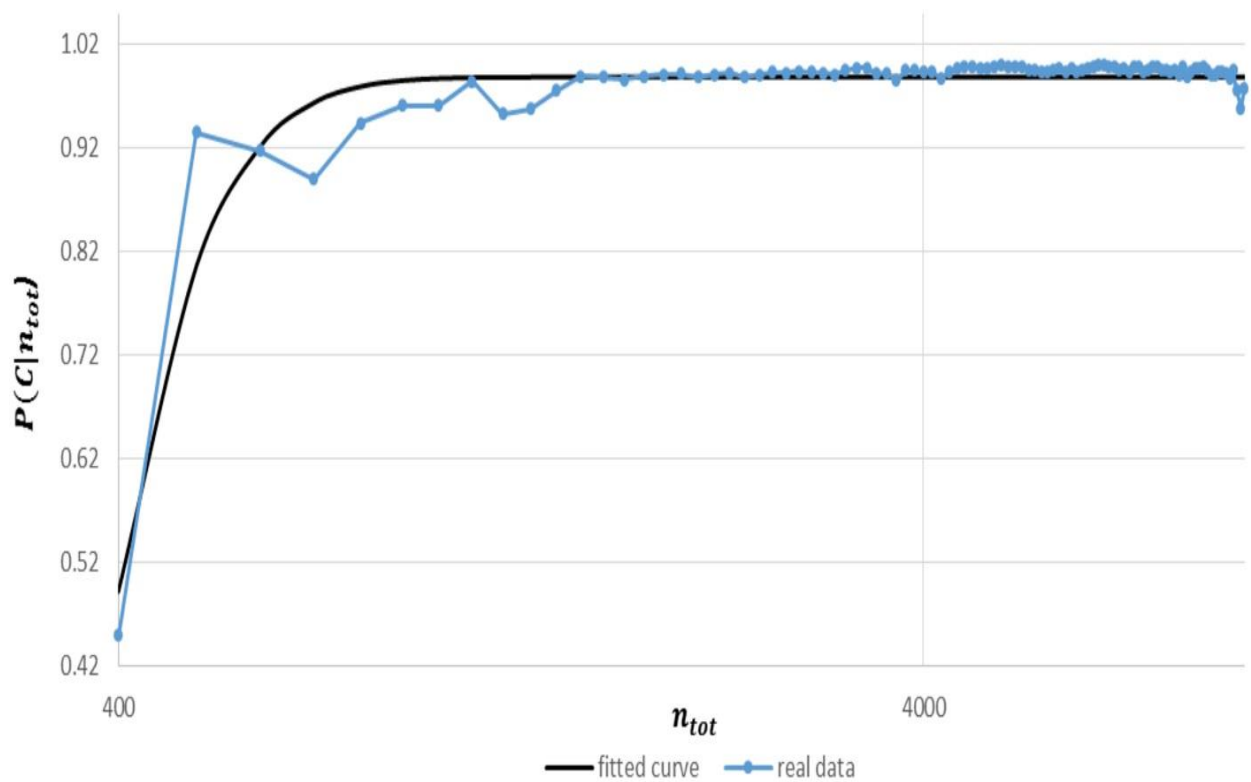


Рисунок 3.8 Условная вероятность отмены в зависимости от числа заявок в книге заявок

Таблица 3.2. Параметры модели Майка – Фармера на российском рынке акций (акции обыкновенные ОАО «Аэрофлот», январь 2012 г.)

Параметр	Описание	Значение
H_s	Экспонента Херста для генерации знаков потока заявок	0,73
α_x	Число степеней свободы для распределения цен выставленных заявок	2,08
$\sigma_x \cdot 10^{-3}$	Параметр масштаба для распределения цен выставленных заявок	6,76

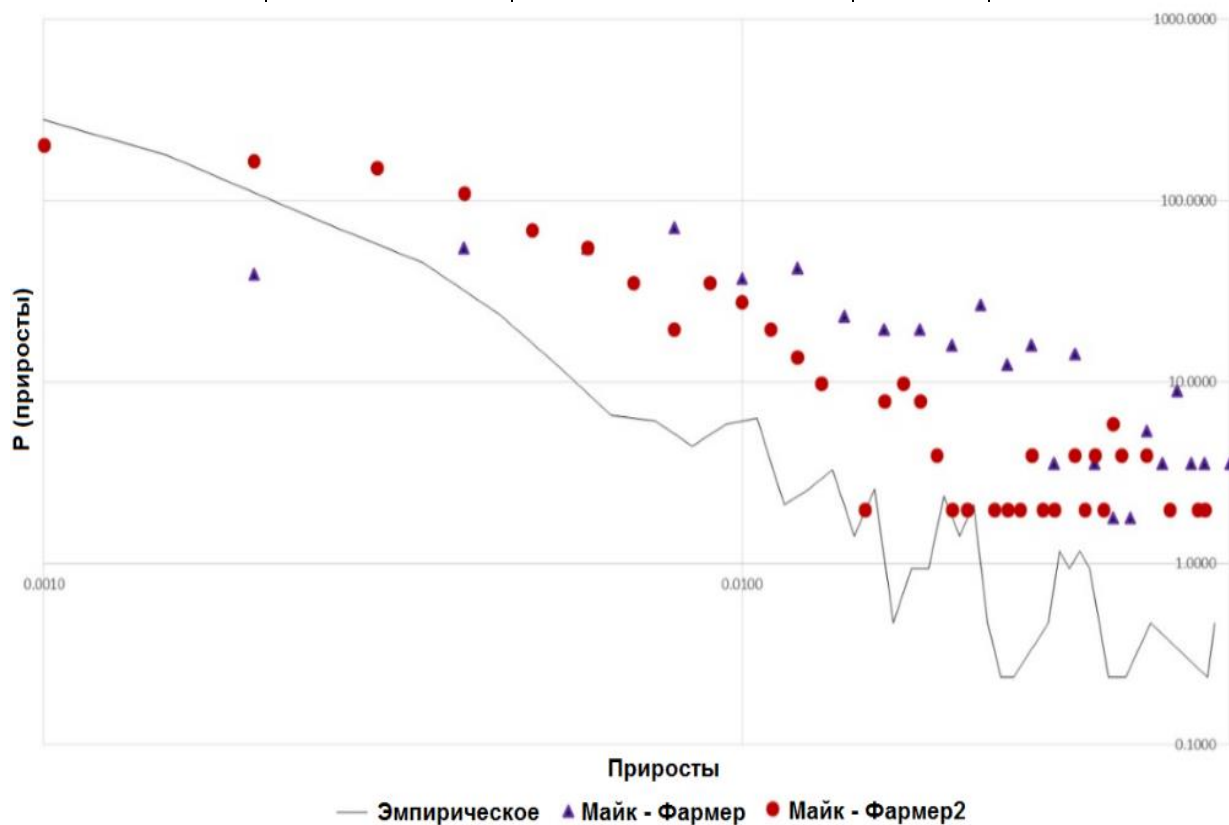


Рисунок 3.9. Сравнение плотности распределения приростов на эмпирических и имитационных данных

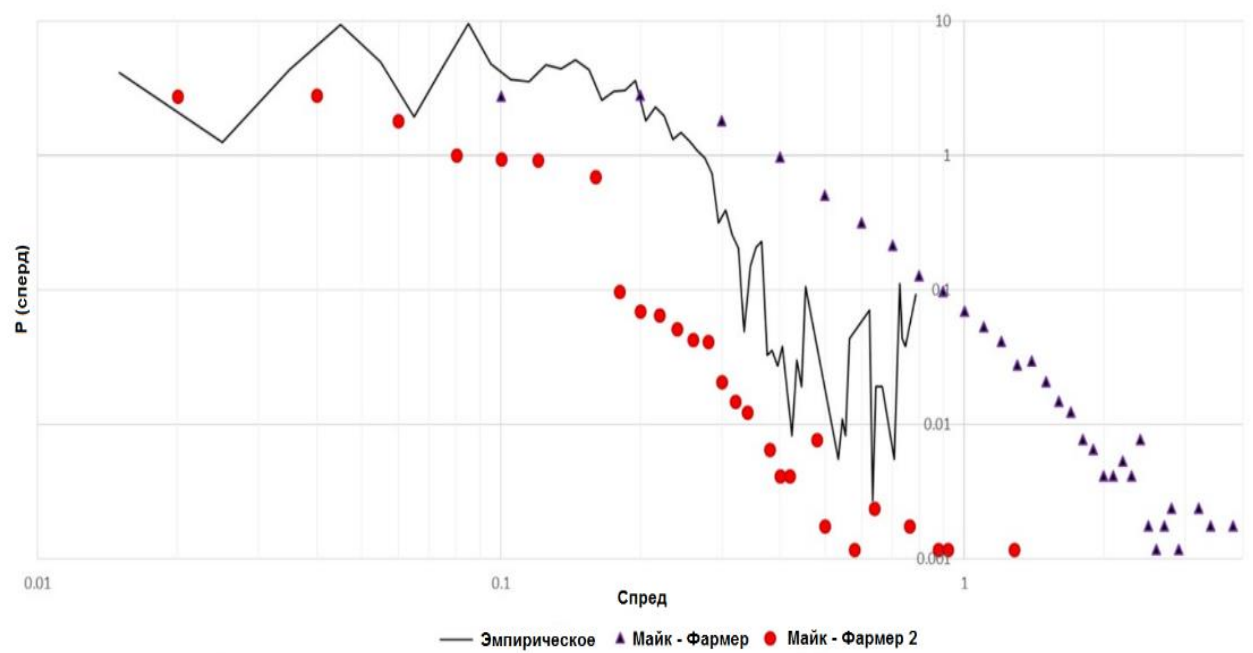


Рисунок 3.10. Сравнение плотности распределения бид-аск-спреда на эмпирических и имитационных данных

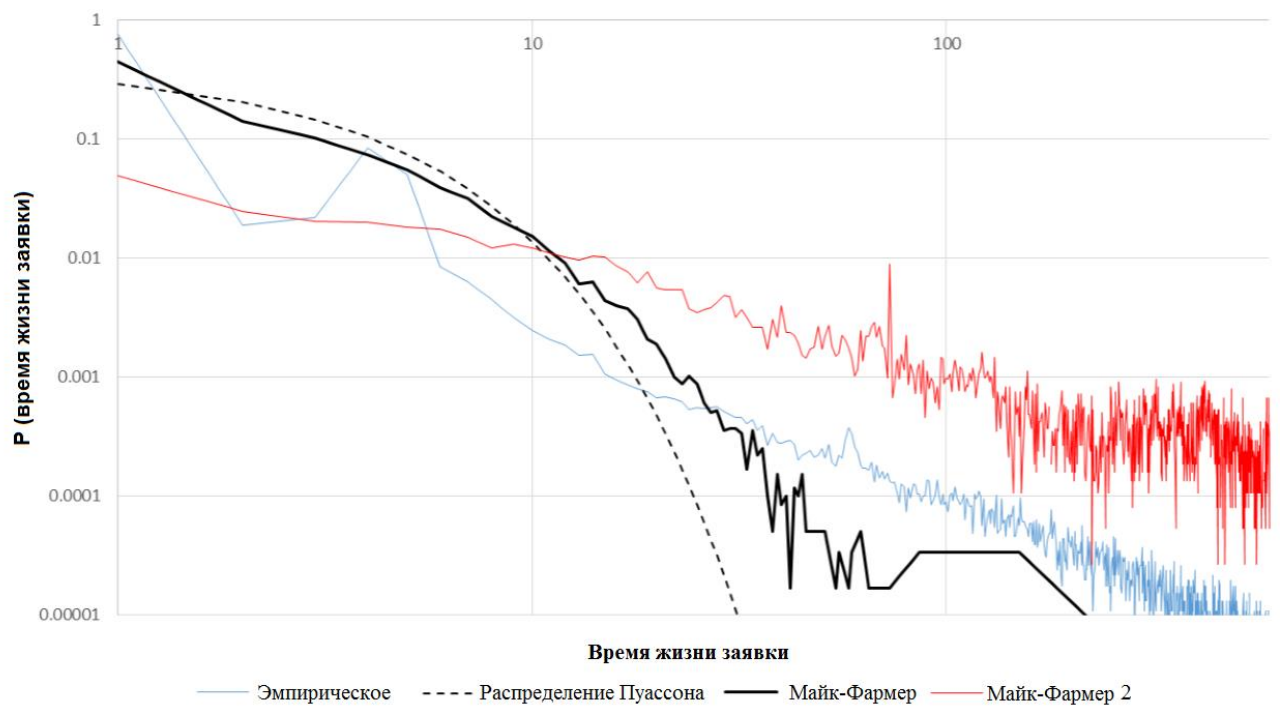


Рисунок 3.11. Сравнение плотности времени жизни заявки на эмпирических данных и имитационных (двойная логарифмическая шкала)

Приложение 4. Эмпирические оценки имитационной модели и ее свойства

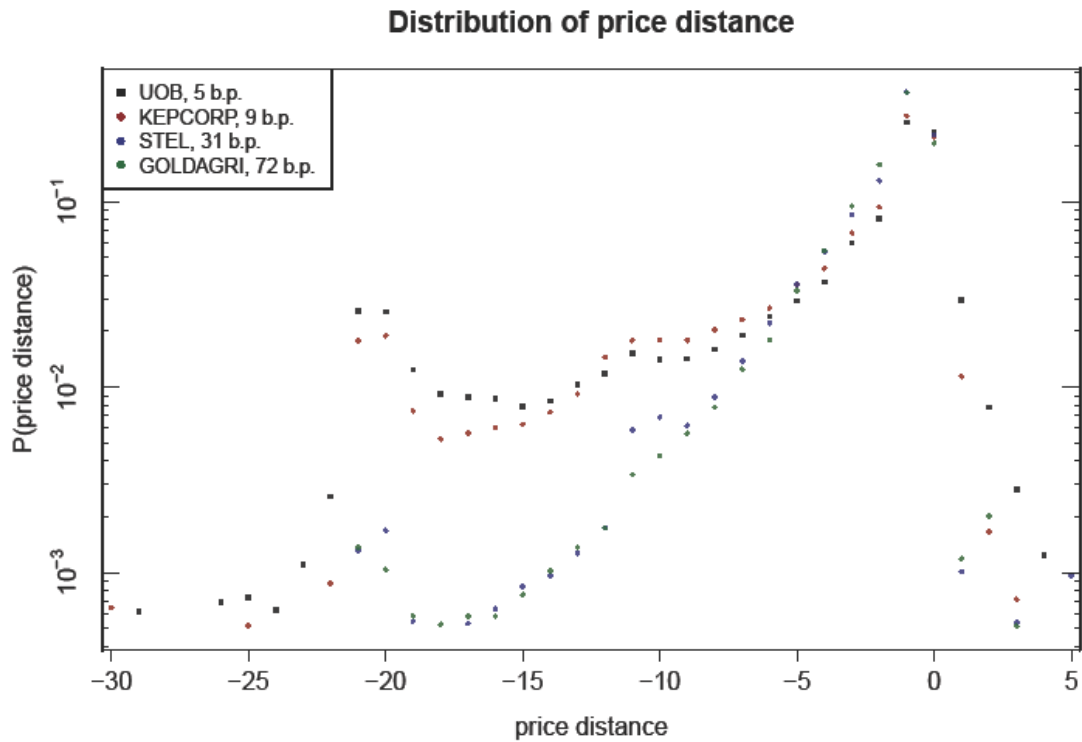


Рисунок 4.1. Распределение цен приходящих заявок для наиболее ликвидных инструментов с различным размером тика

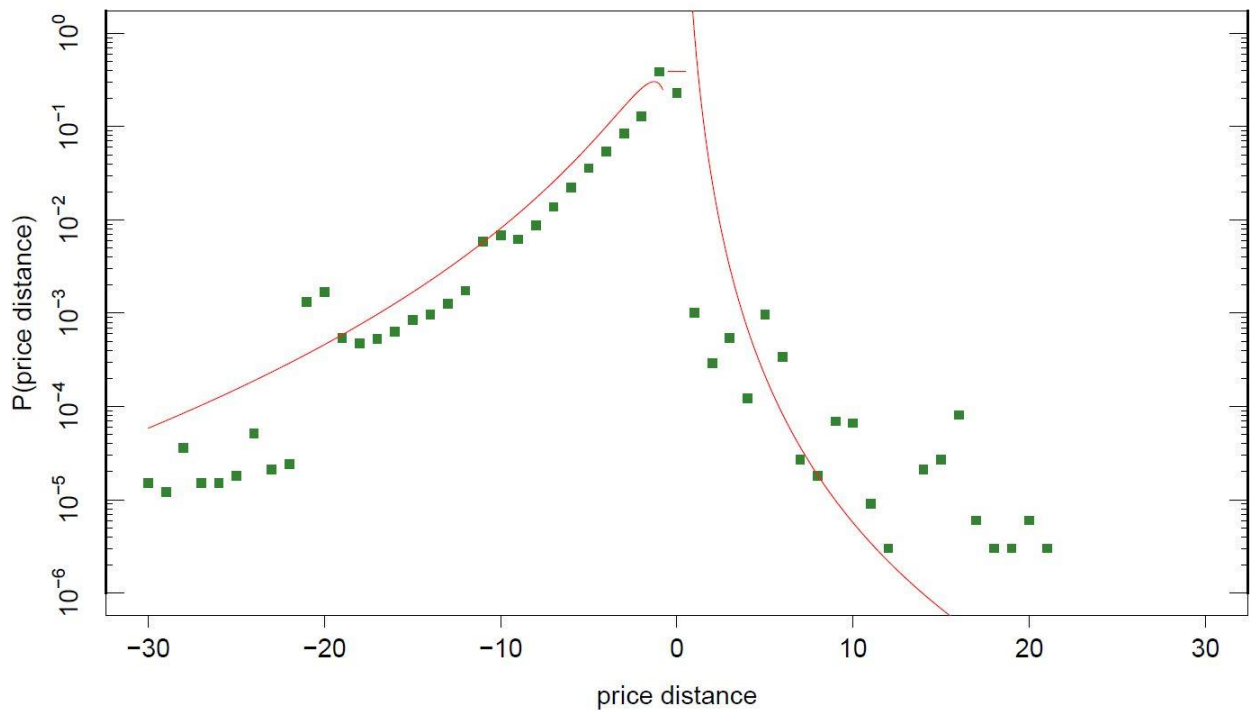


Рисунок 4.2. Оценка распределения цен заявок для инструмента STEL

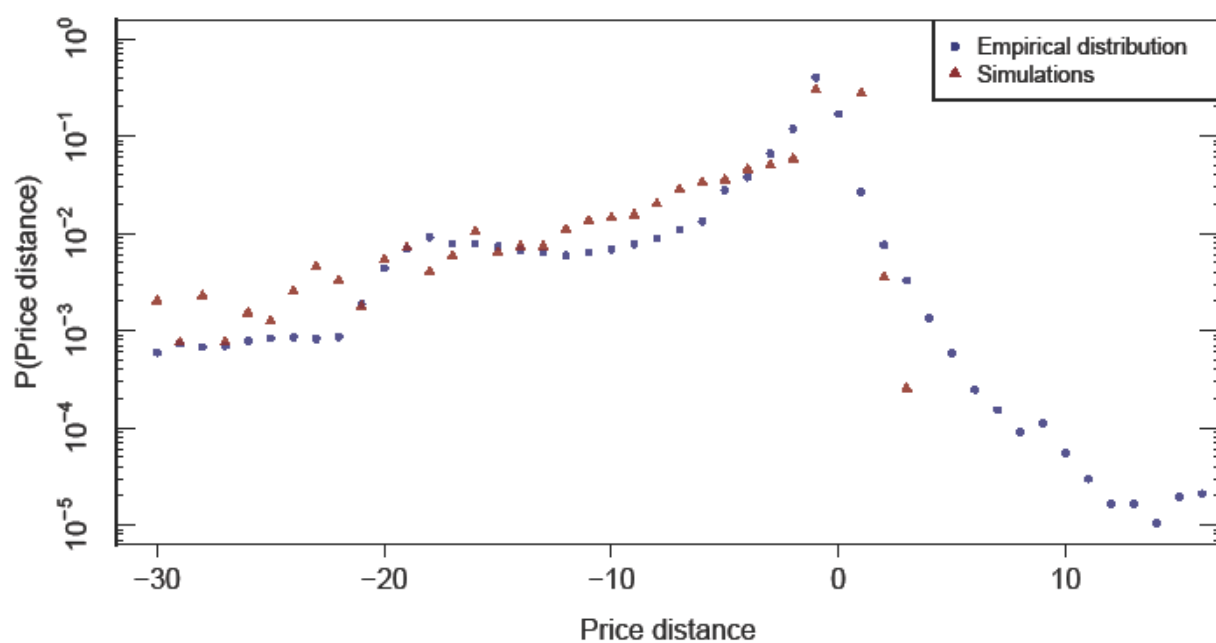


Рисунок 4.3. Случайная симуляция распределения цен заявок, эмпирическое и сгенерированное на основе оценок распределения для инструмента UOB

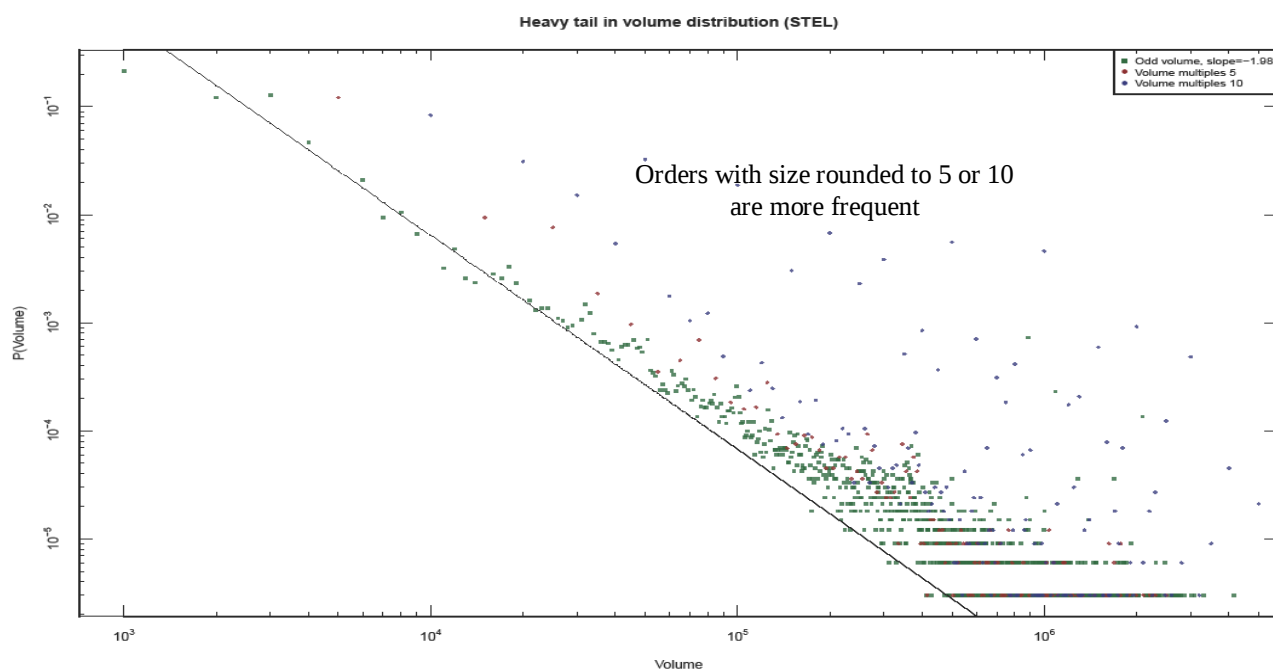


Рисунок 4.4. Эмпирическое распределение объемов приходящих на рынок заявок и оценка с помощью степенного распределения данной зависимости

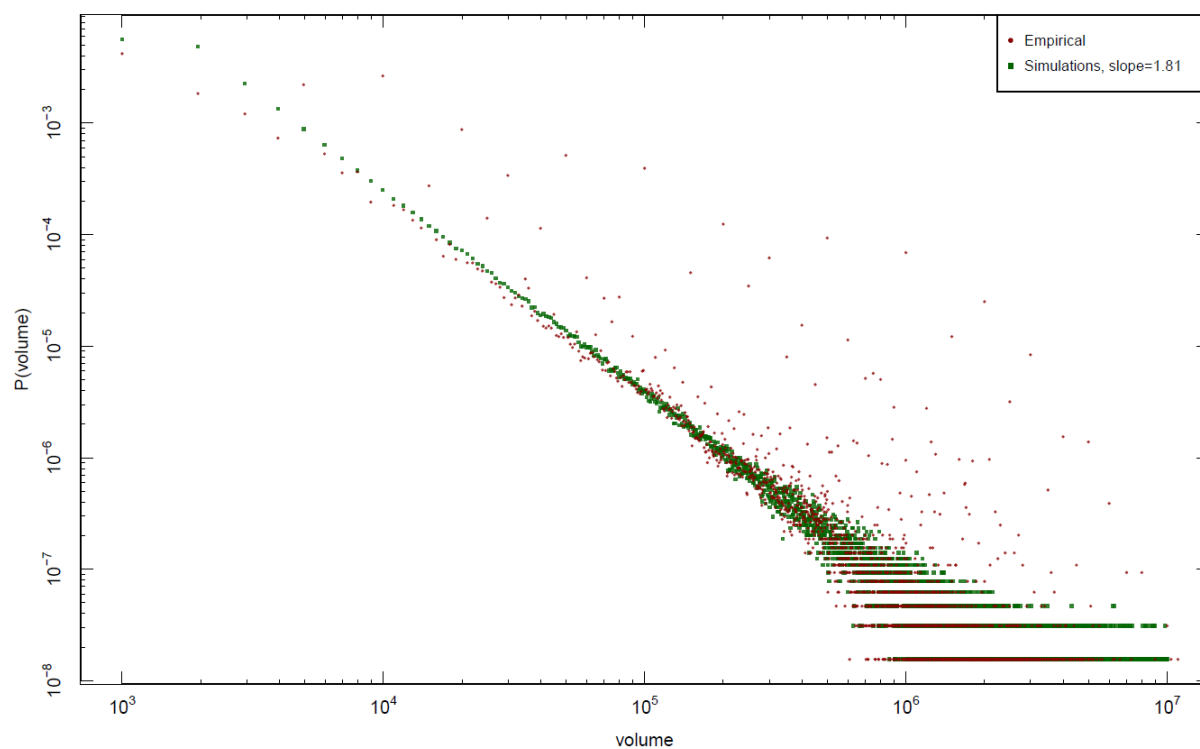


Рисунок 4.5. Эмпирическое (красные точки) и теоретическое (зеленые квадратики) распределения объемов, приходящих на рынок

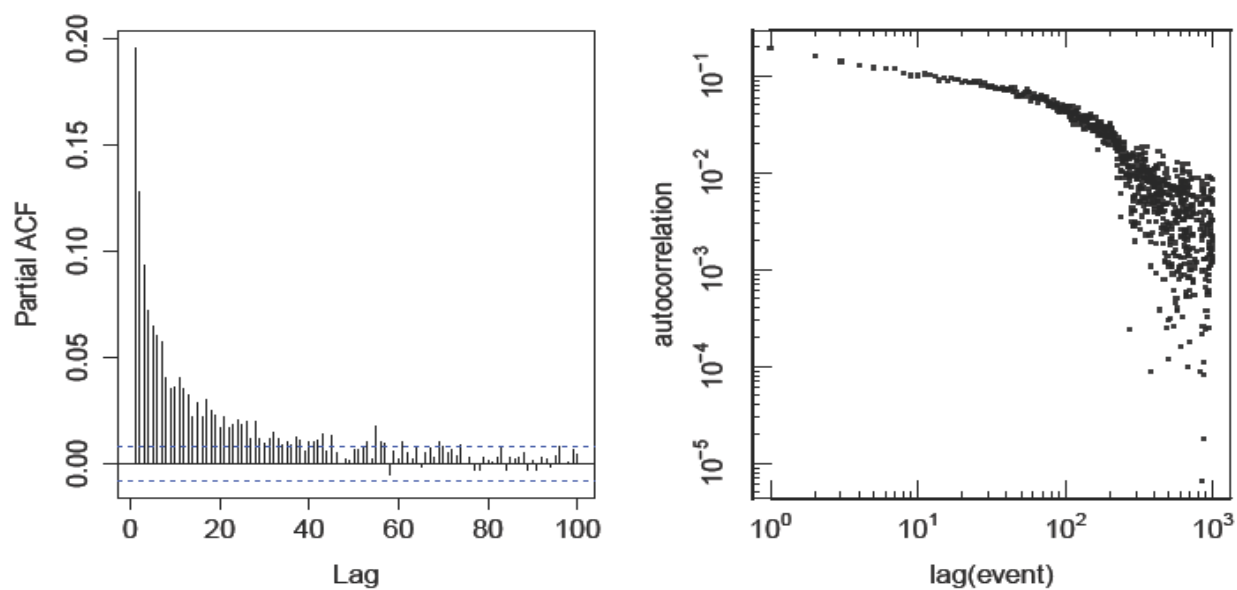


Рисунок 4.6. Автокорреляционная (справа) и частная автокорреляционная (слева) функция в потоке заявок для инструмента LIANBE

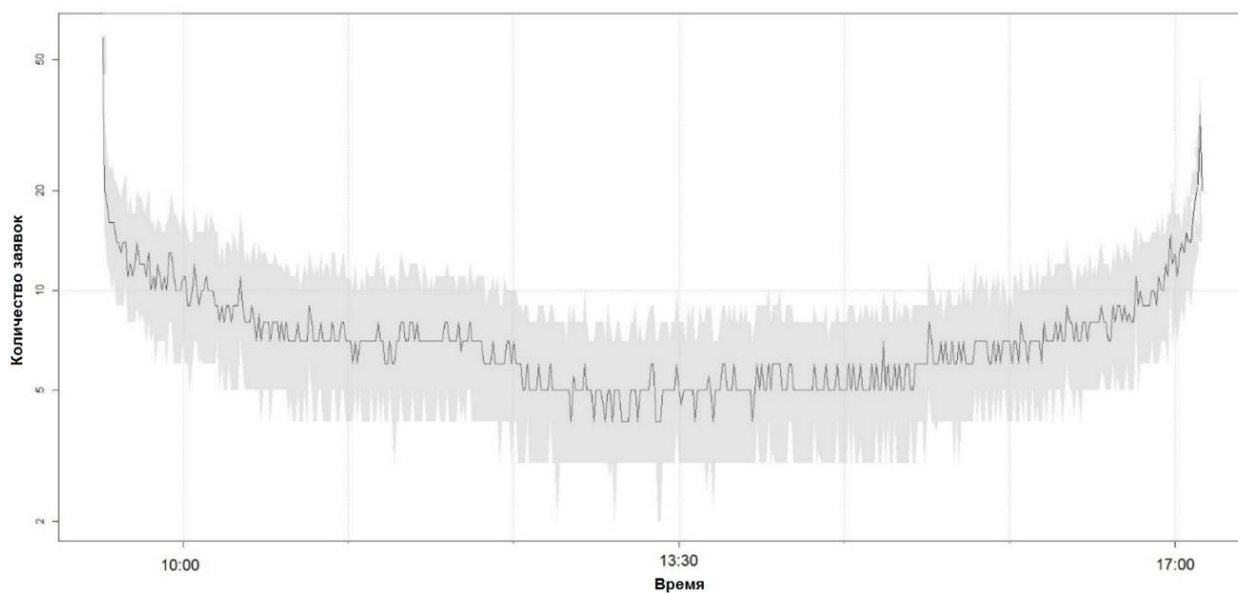


Рисунок 4.7. Интенсивность прихода заявок от низкочастотных участников внутри дня для инструмента STEL

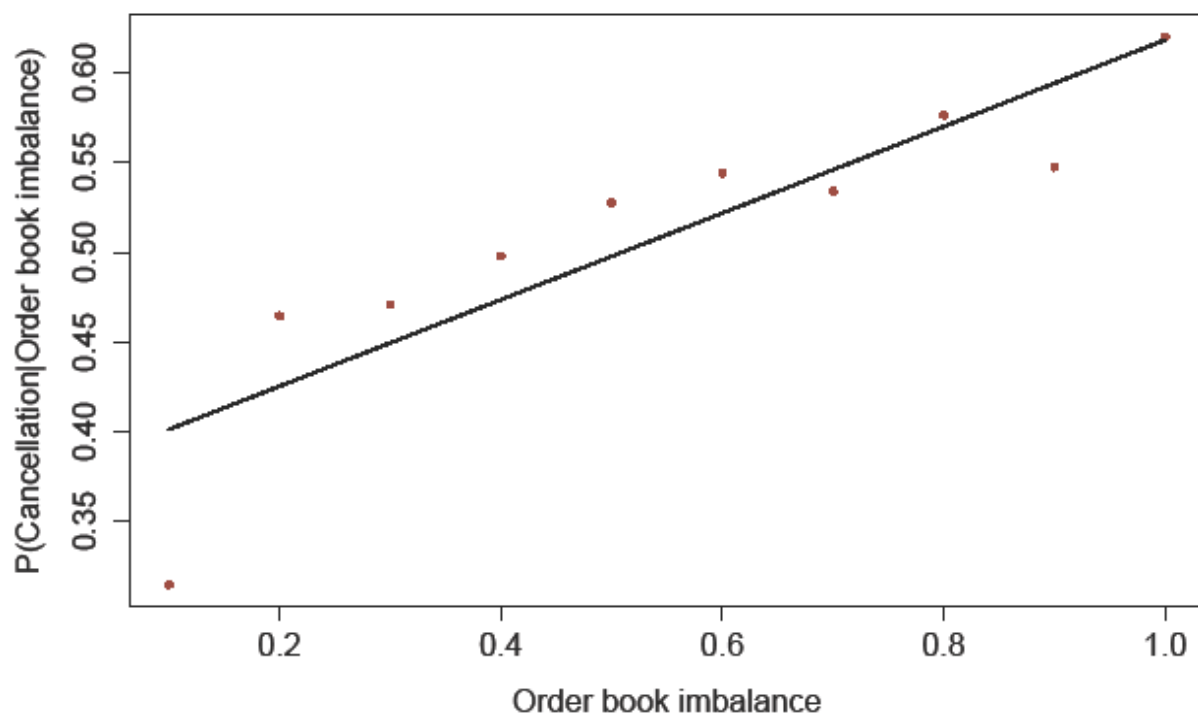


Рисунок 4.8. Вероятность отмены заявки в зависимости от значения дисбаланса в книге заявок

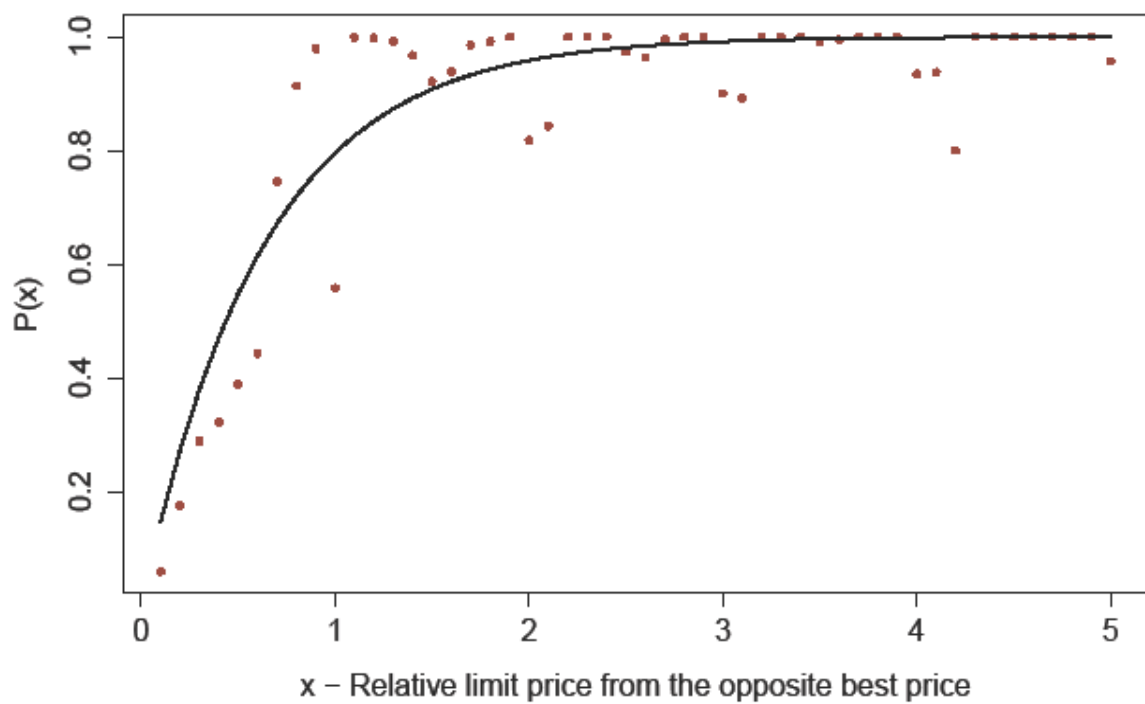


Рисунок 4.9. Вероятность отмены заявки в зависимости от позиции заявки в книге заявок (инструмент STEL)

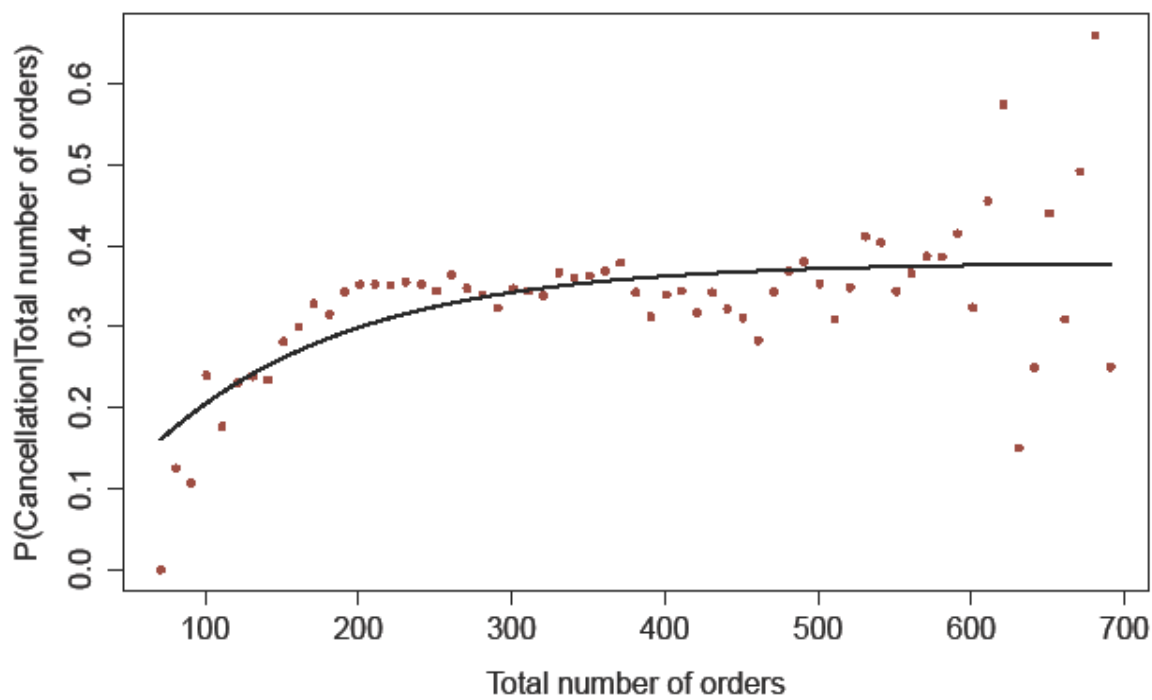


Рисунок 4.10. Вероятность отмены заявки в зависимости от числа заявок в книге заявок (инструмент STEL)

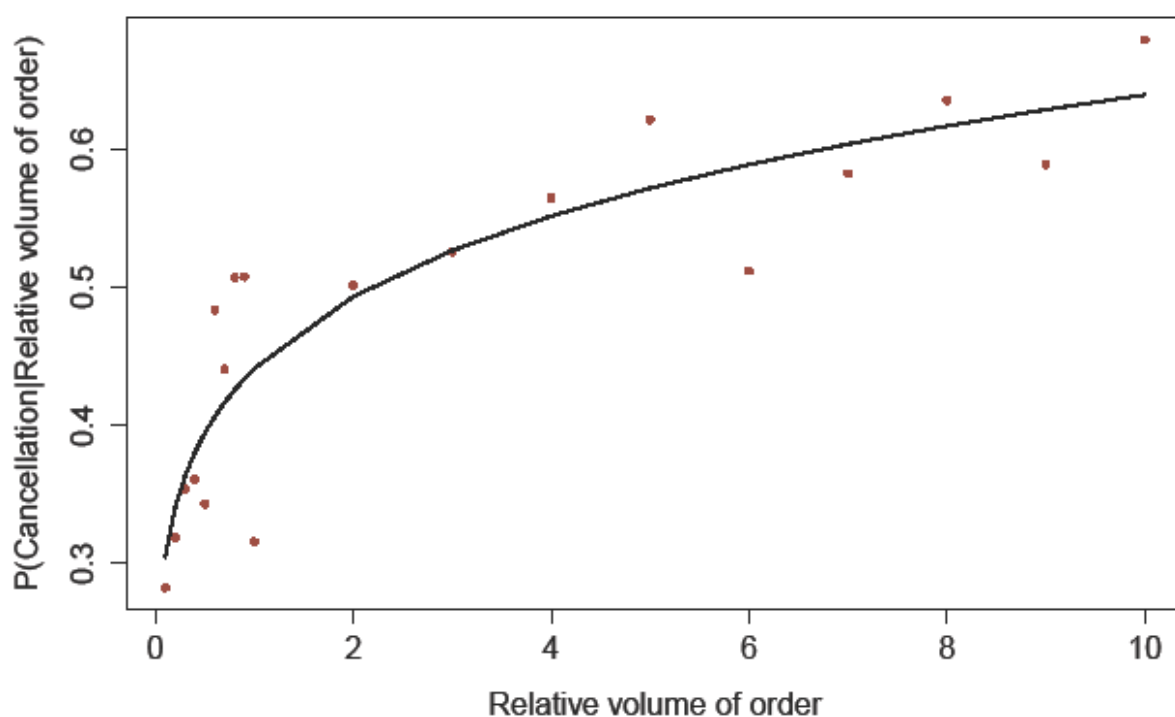


Рисунок 4.11. Вероятность отмены заявки в зависимости от относительного объема заявки (инструмент STEL)

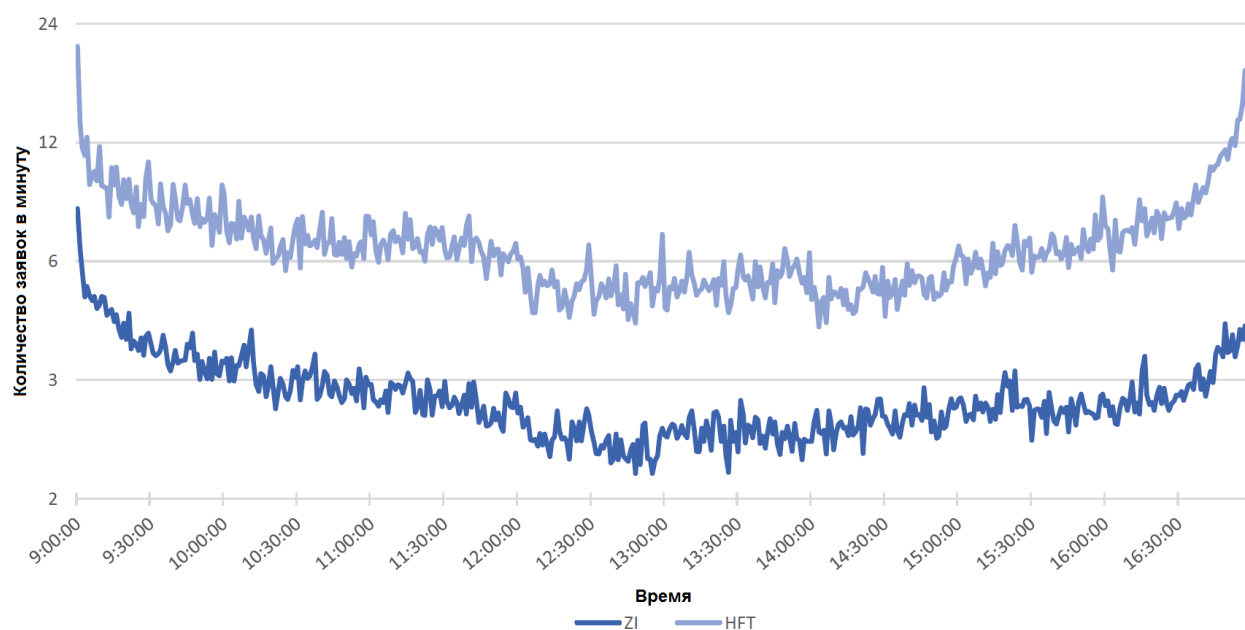


Рисунок 4.12. Интенсивность прихода заявок от высокочастотных и низкочастотных участников внутри дня

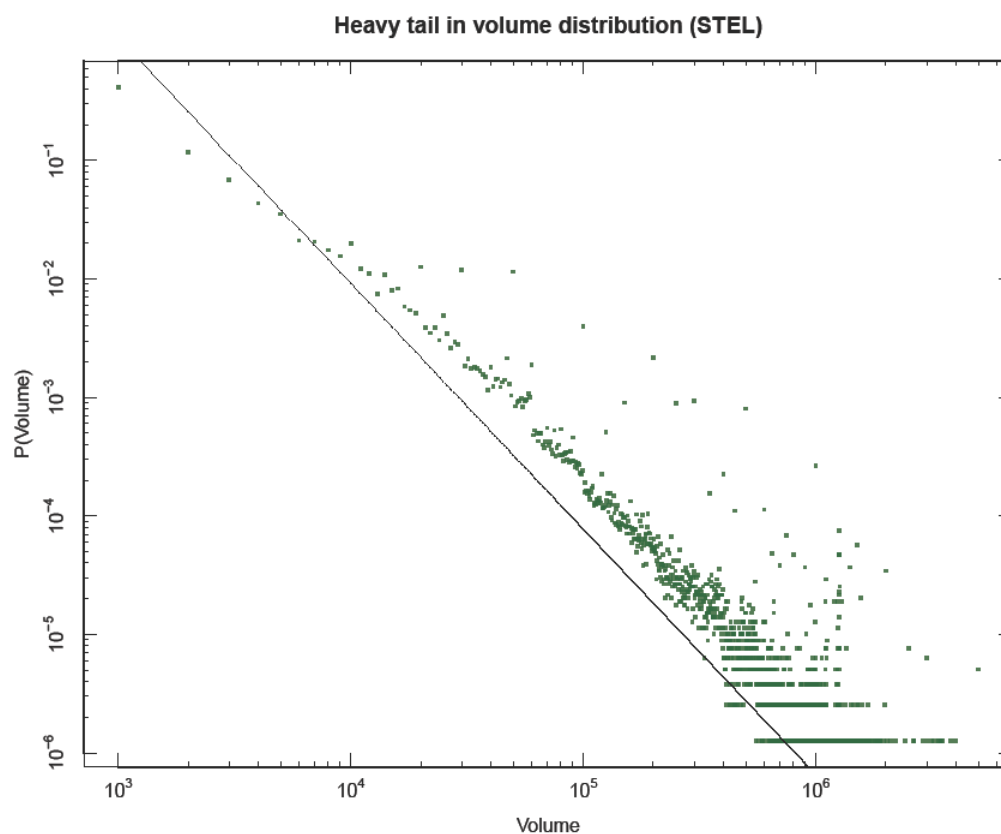


Рисунок 4.13. Эмпирическое распределение объемов приходящих на рынок заявок и оценка с помощью степенного распределения данной зависимости

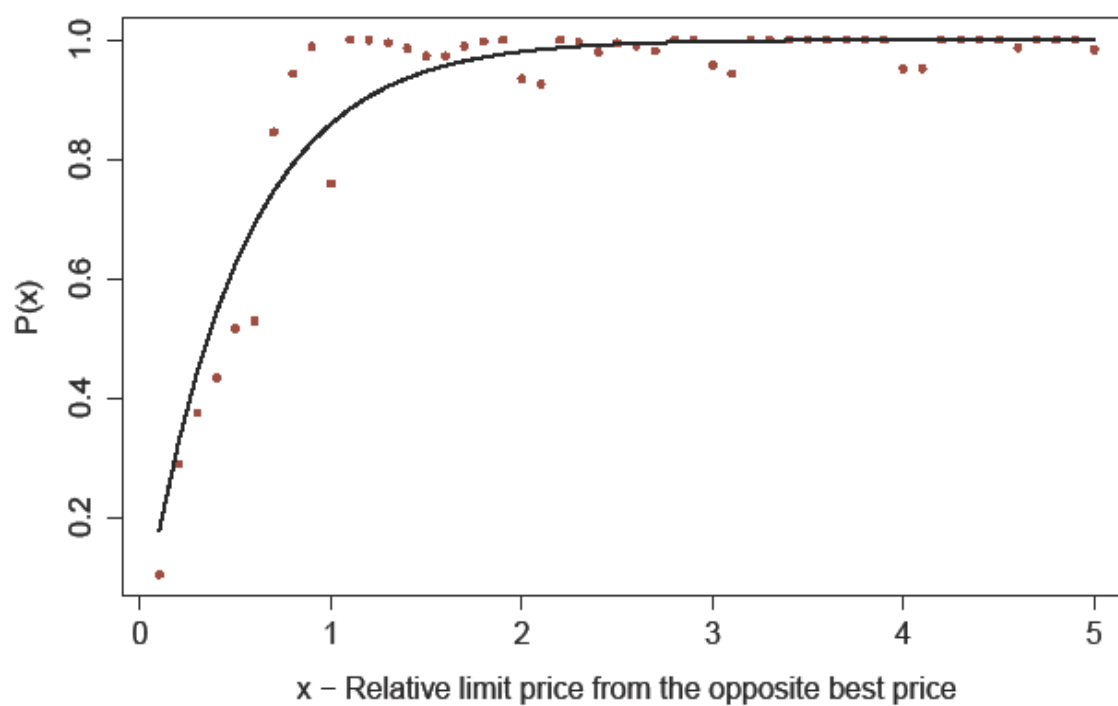


Рисунок 4.14. Вероятность отмены заявки в зависимости от относительной позиции заявки в книге заявок (UOB)

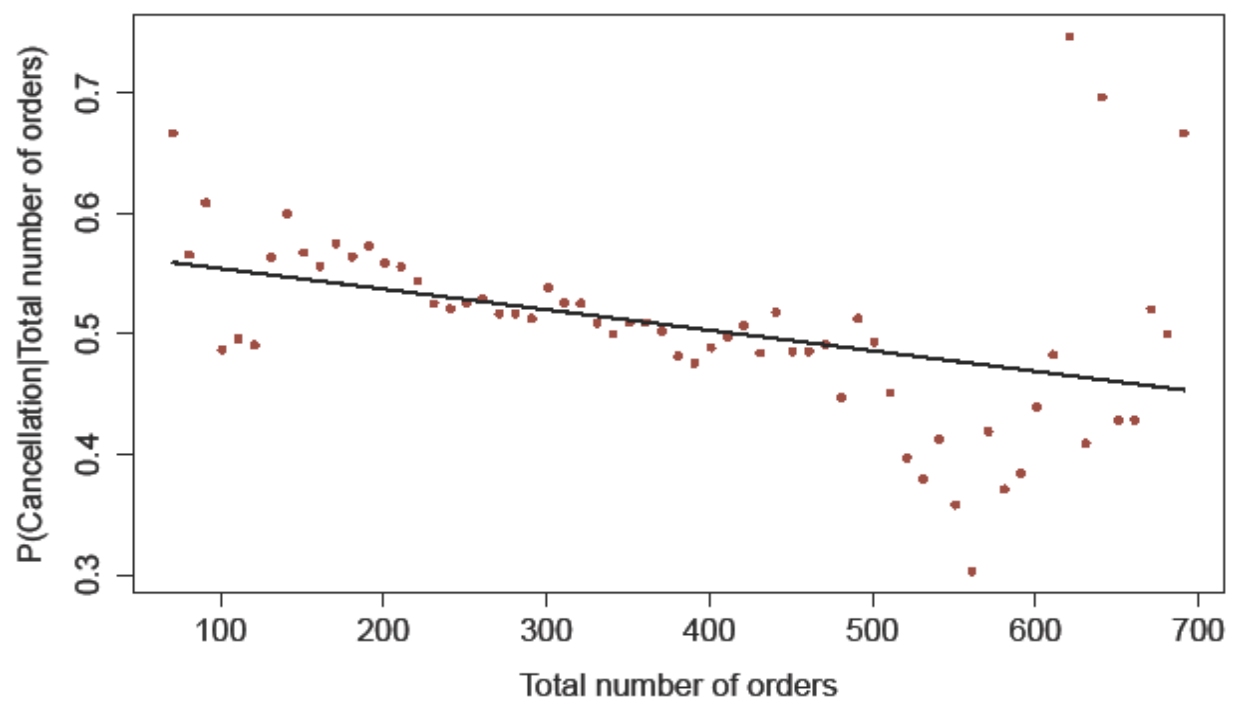


Рисунок 4.15. Вероятность отмены заявки в зависимости от общего числа заявок в книге заявок (UOB)

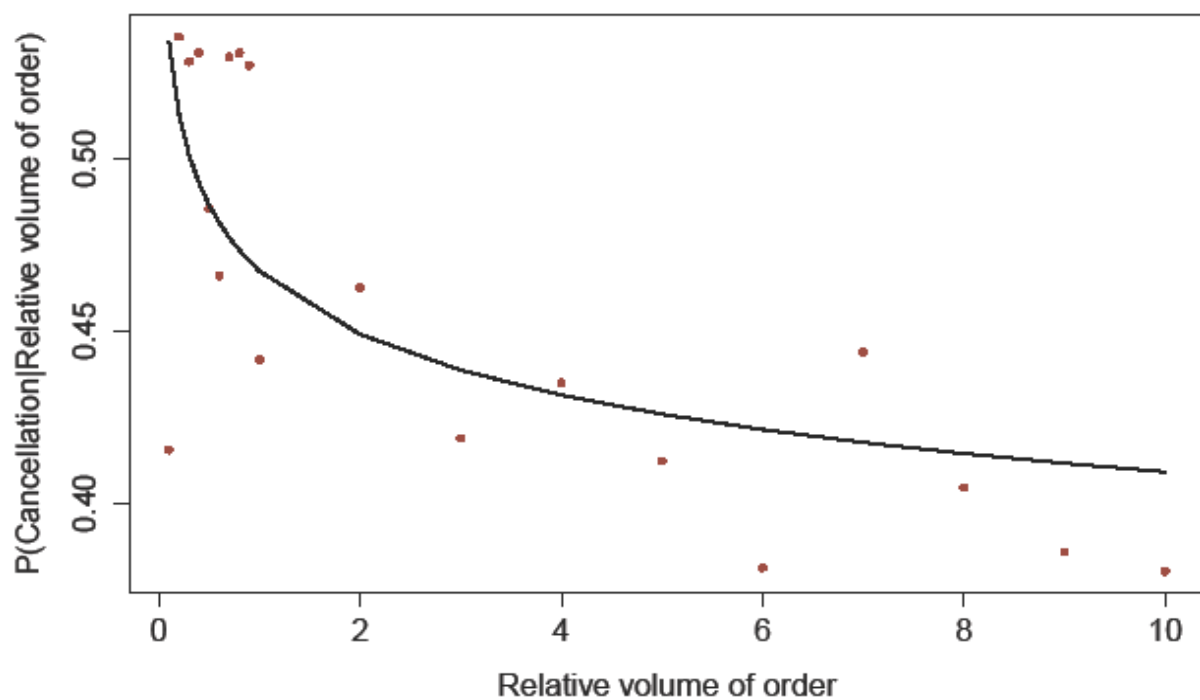


Рисунок 4.16. Вероятность отмены заявки в зависимости от относительного объема заявки

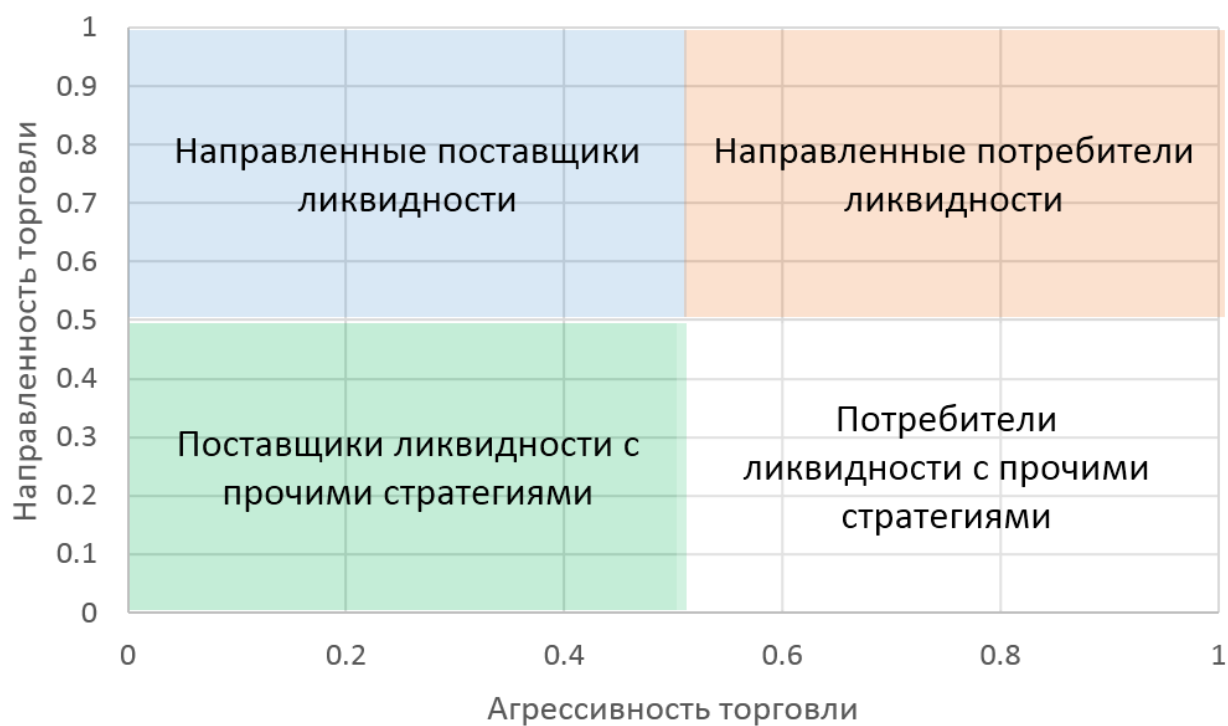


Рисунок 4.17. Классификация высокочастотных участников по особенностям торговли

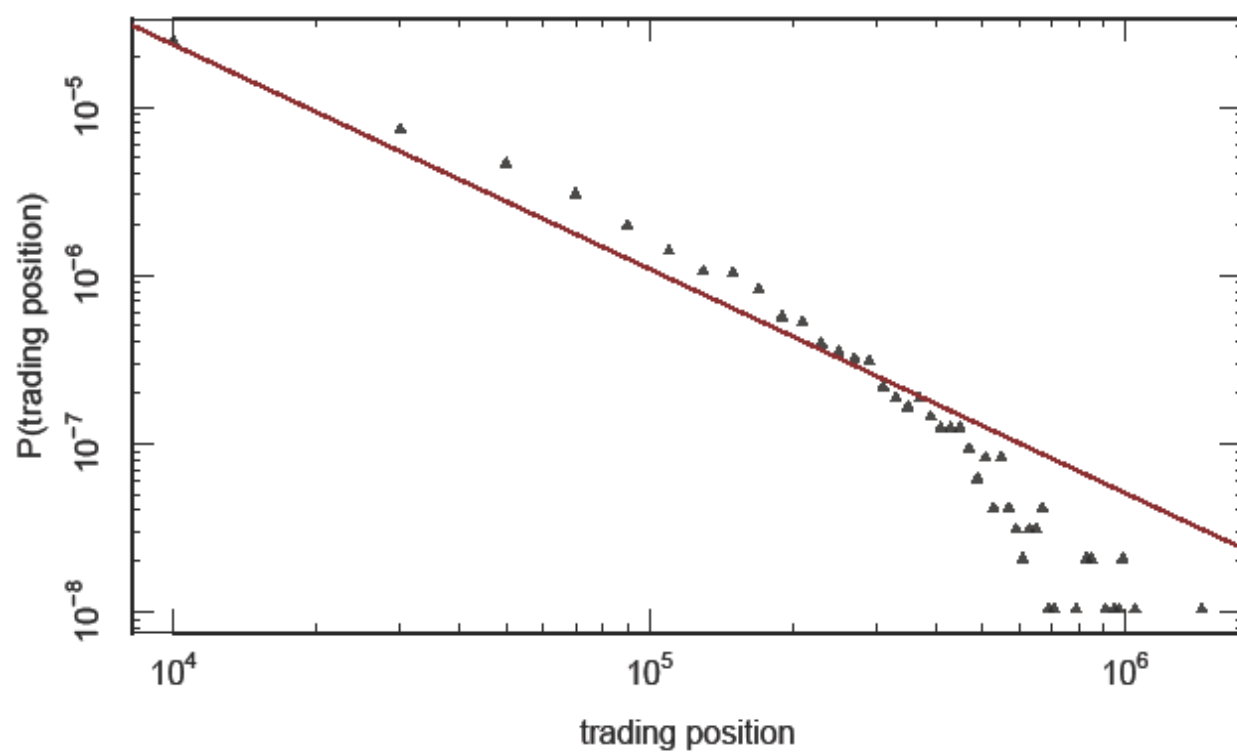


Рисунок 4.18. Распределение позиции на конец дня высокочастотных участников торгующих направлено (UOB)

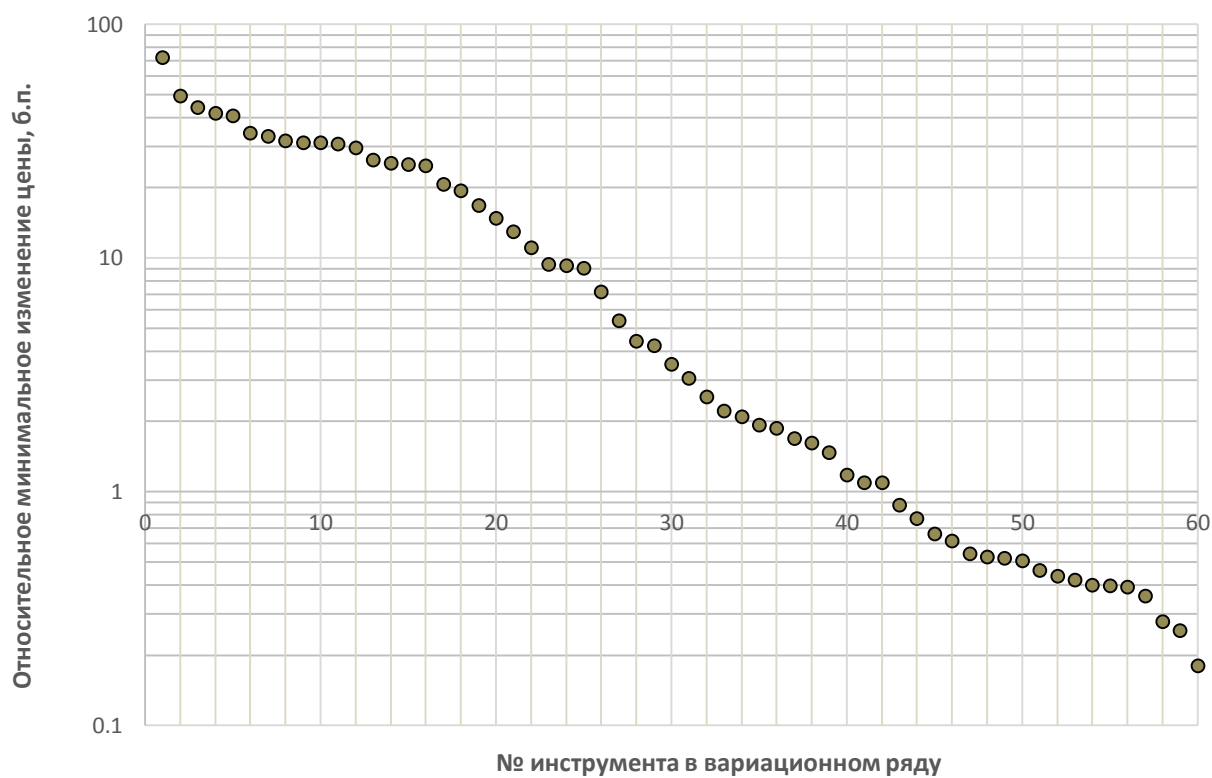


Рисунок 4.19. Вариационный ряд относительного минимального изменения цены по 60 наиболее ликвидным инструментам

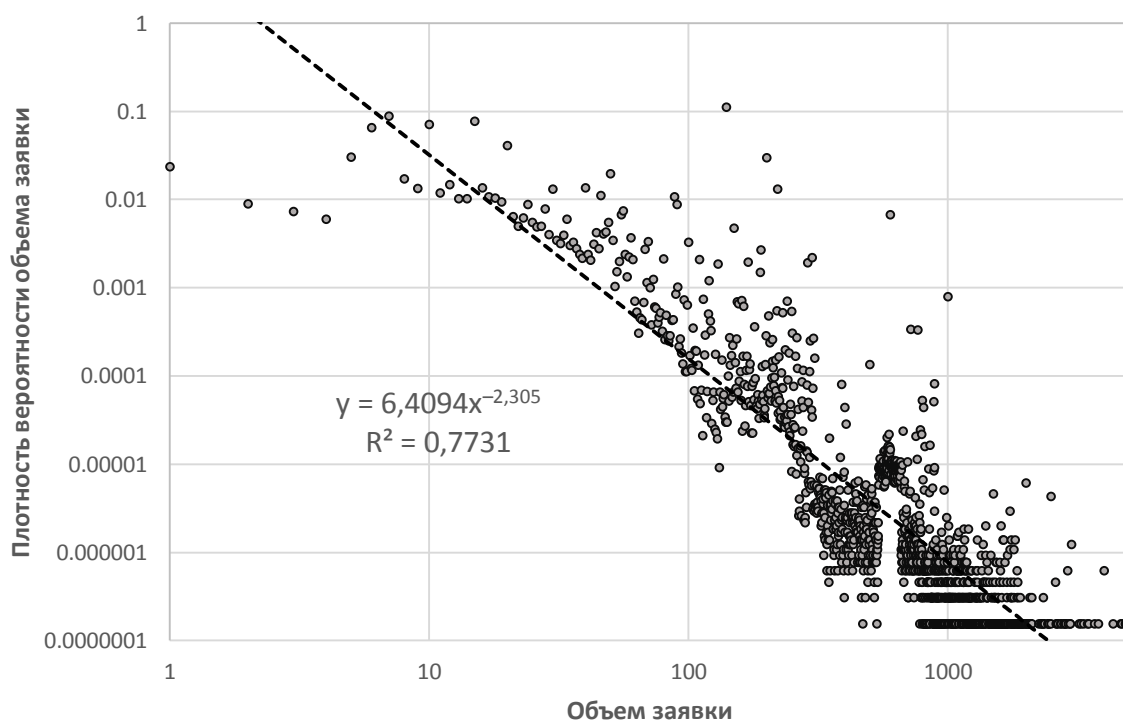


Рисунок 4.20. Распределение объемов заявок для обыкновенных акций ОАО ГМК «Норильский никель» (2 б. п.)

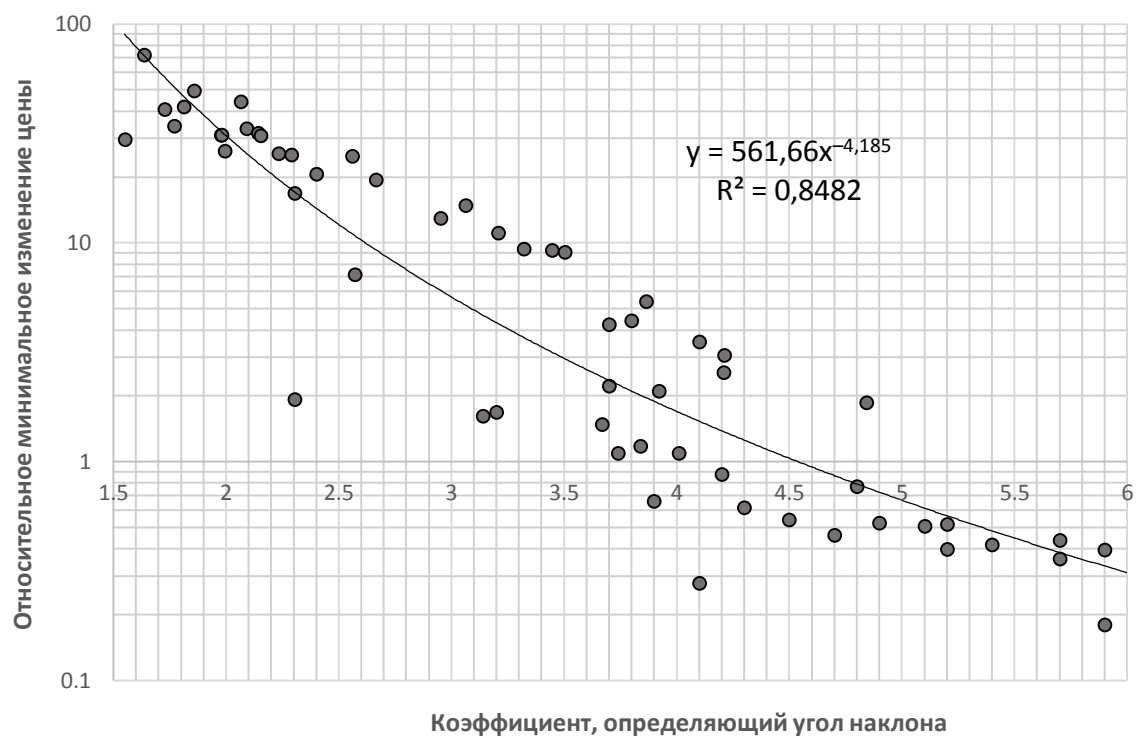


Рисунок 4.21. Диаграмма рассеяния коэффициента наклона степенного распределения от размера относительного тика

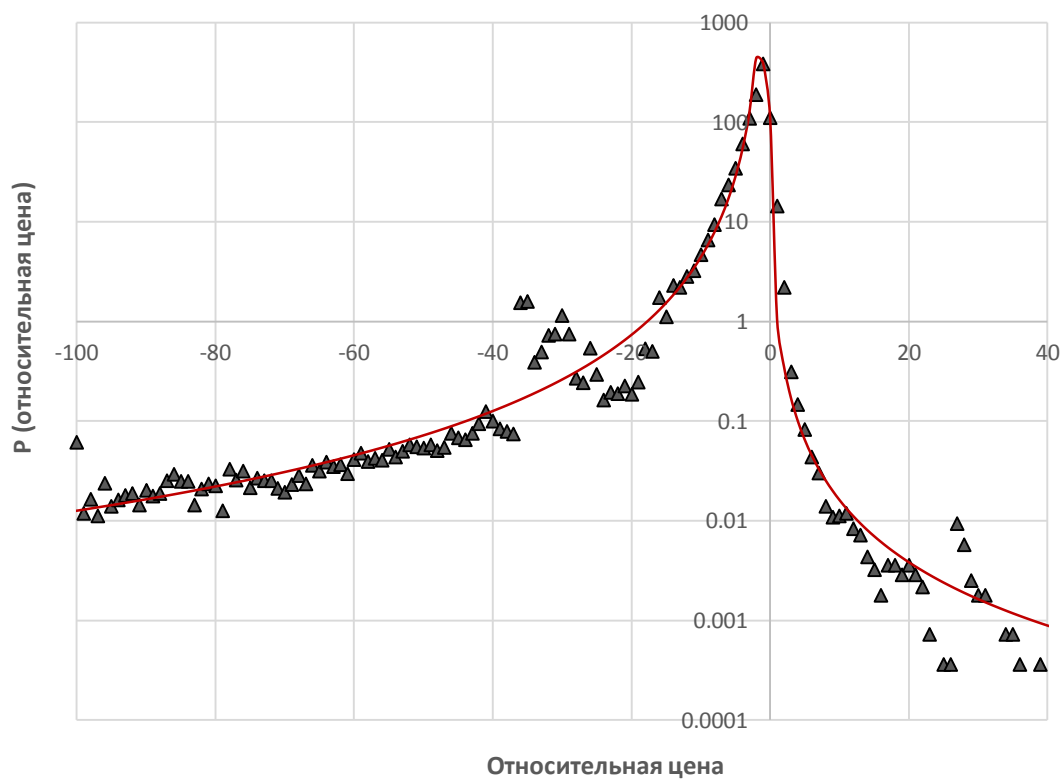


Рисунок 4.22. Распределение цен заявок для обыкновенных акций ОАО «Аэрофлот»

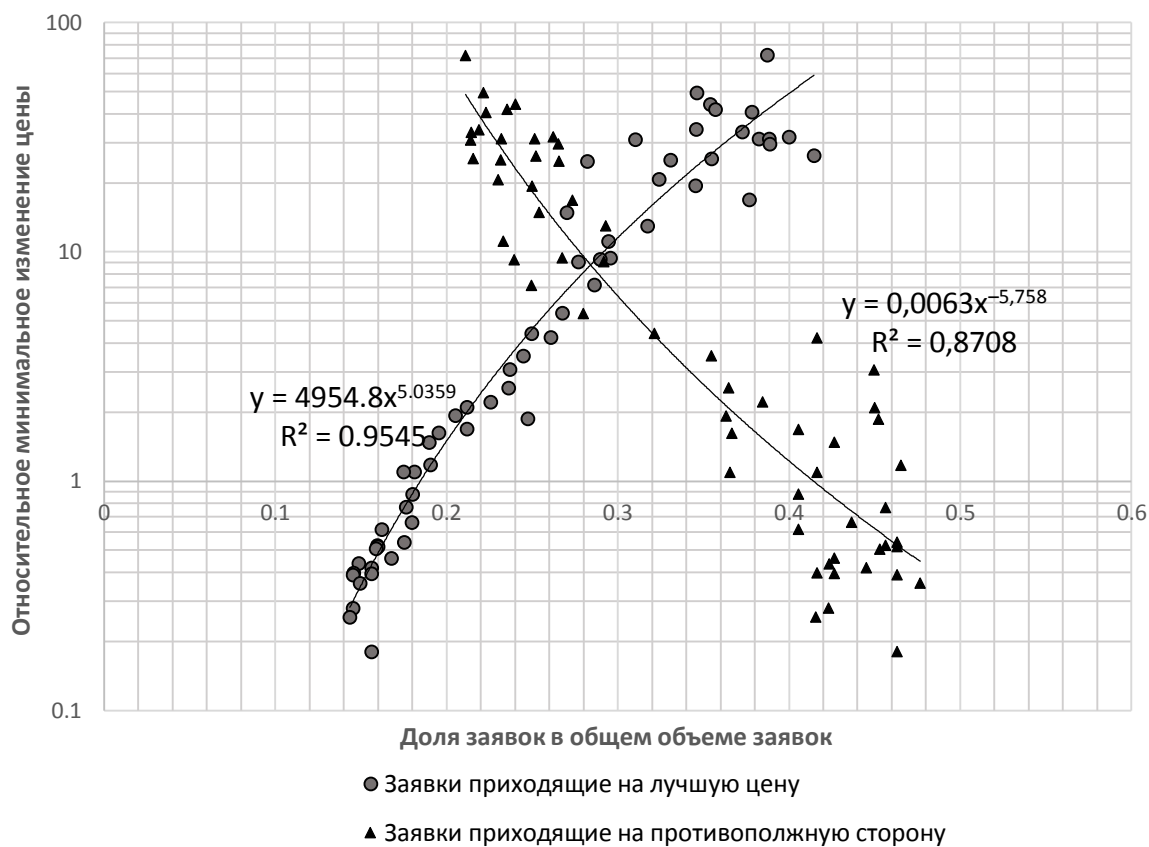


Рисунок 4.23. Диаграмма рассеяния доли приходящих заявок от размера относительного тика

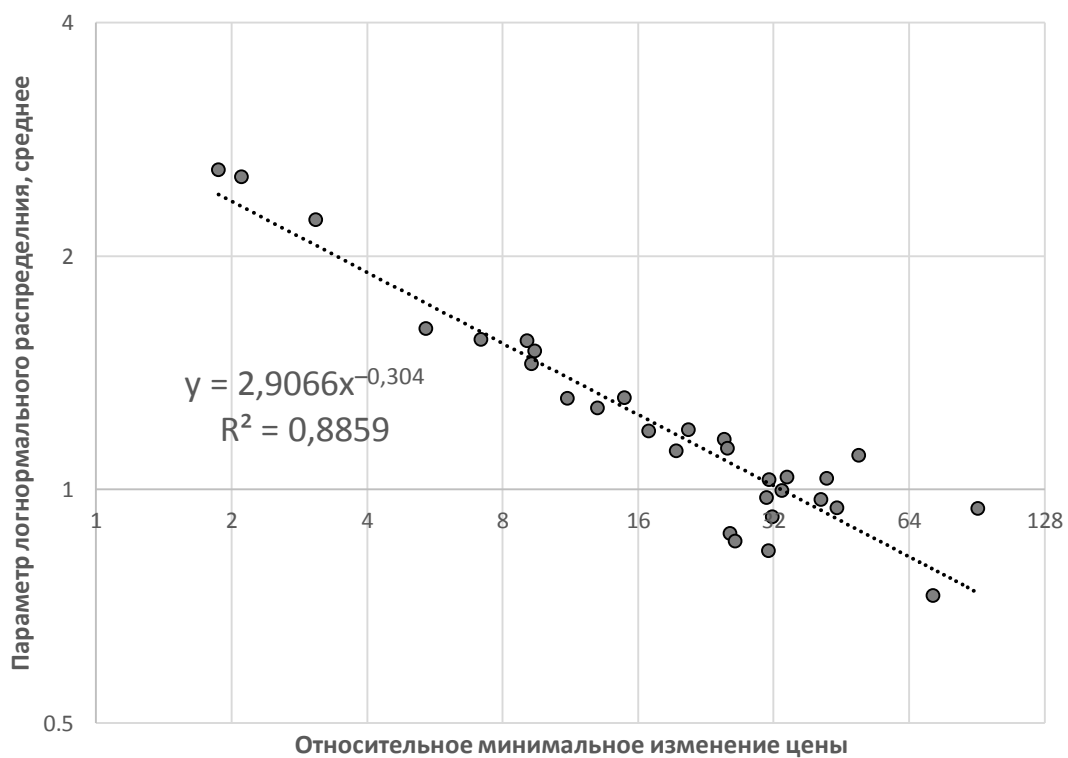


Рисунок 4.24. Диаграмма рассеяния среднего в логнормальном распределении приходящих заявок от размера относительного тика

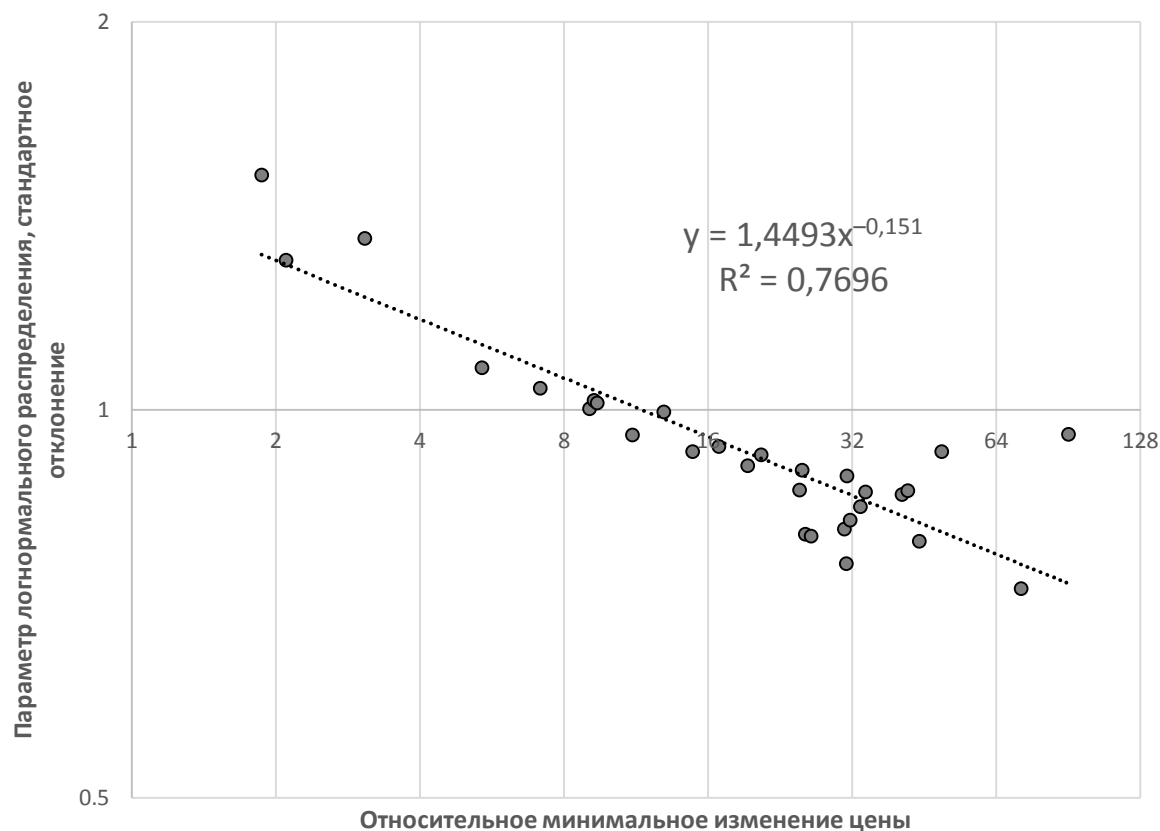


Рисунок 4.25. Диаграмма рассеяния стандартного отклонения в логнормальном распределении приходящих заявок от размера относительного тика

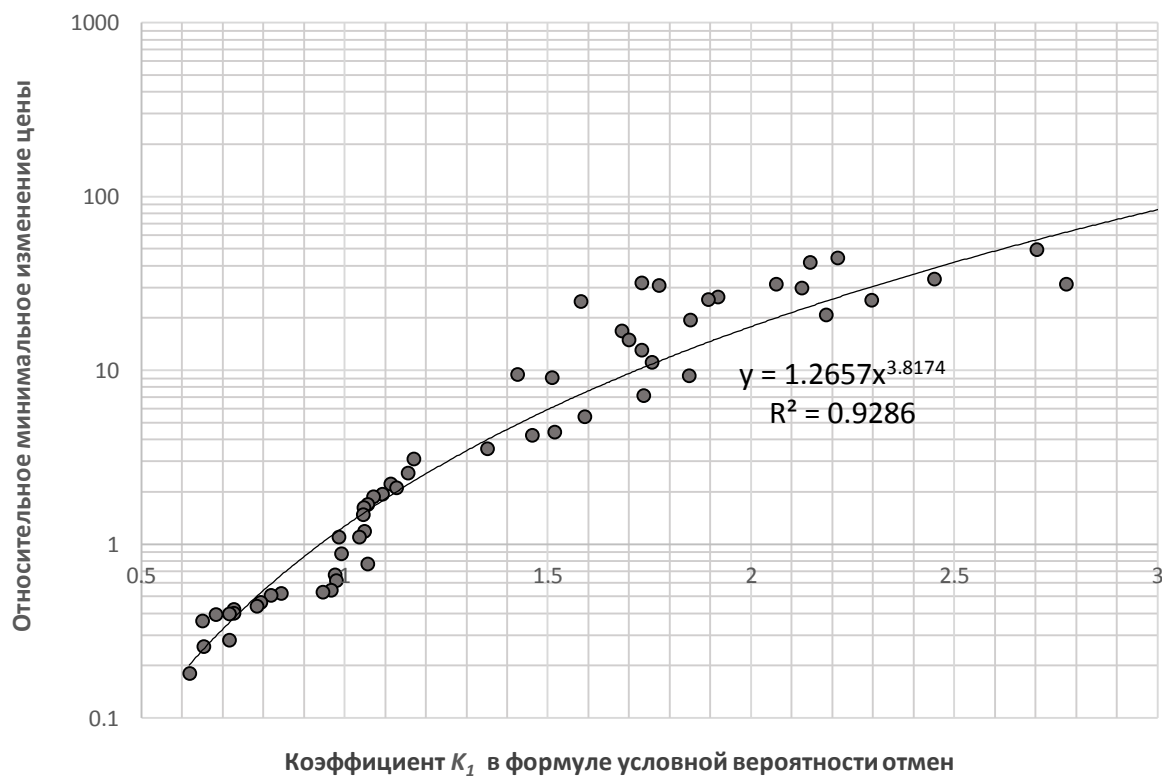


Рисунок 4.26. Диаграмма рассеяния зависимости коэффициента K_1 условной вероятности отмен от размера относительного тика

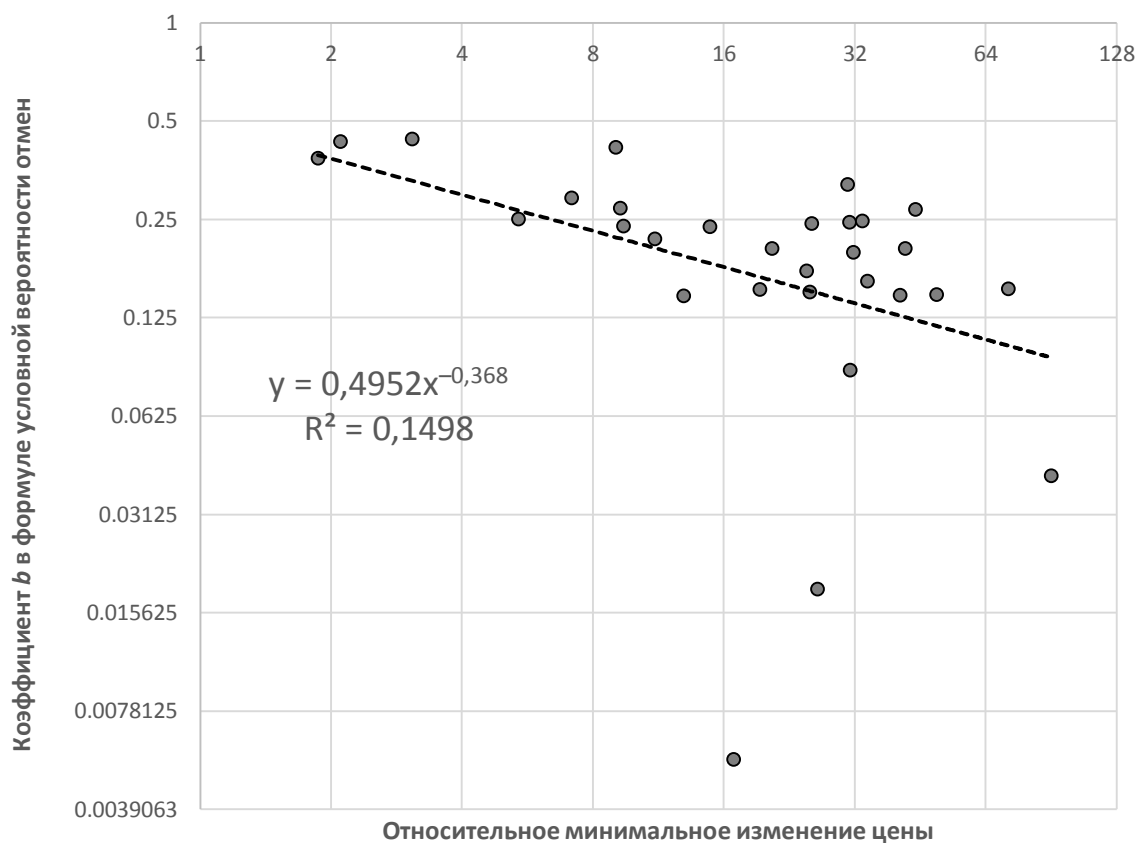


Рисунок 4.27. Диаграмма рассеяния зависимости коэффициента b условной вероятности отмен от размера относительного тика

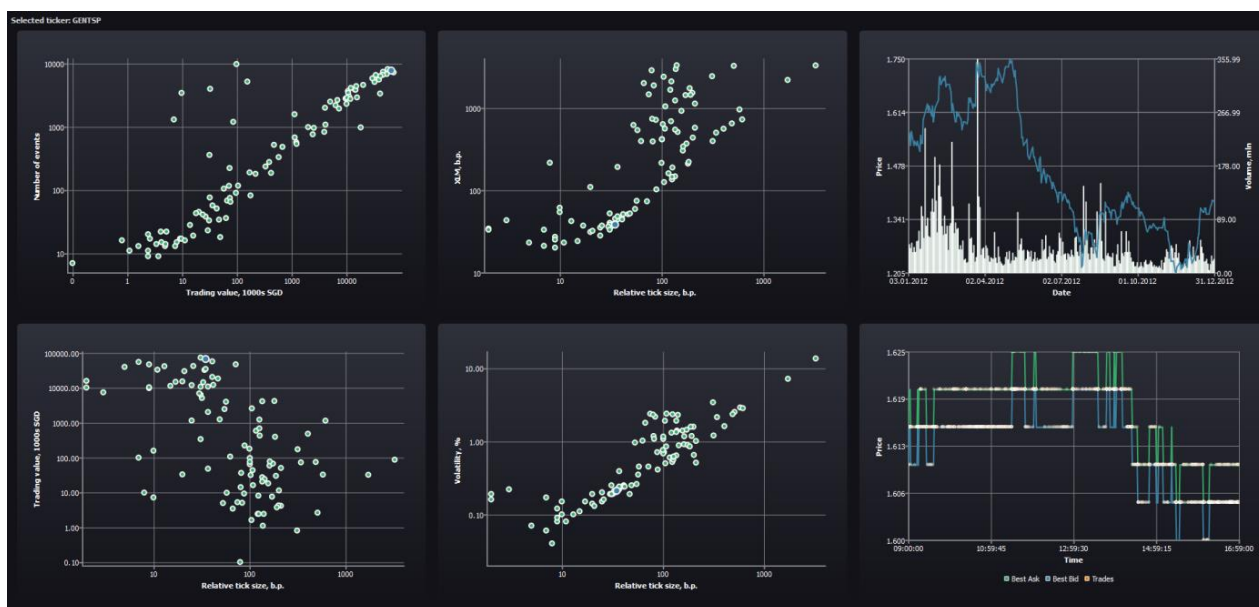


Рисунок 4.28. Графический режим модуля анализа финансовых инструментов

Stock analysis		Configuration of ABM model		Comparison of simulations		Analysis of simulation		Options		MAS Monetary Authority of Singapore	
	Security ticker	Trading value, 1000s SGD	Number of events	Relative spread, %	Relative tick size, b.p.	Order to trade ratio	XLM, b.p.	Volatility, %	Currency	Security name	Sector
1	STEL	72933.3	7192	0.31	31	2	33	0.19	SGD	SingTel (Singapore)Telecommunications Limited	Transport, Storage, Communications
2	GENTSP	66240.2	7673	0.35	35	2	38	0.21	SGD	Genting Singapore Plc	Services
3	NOBLE	56868.5	8119	0.41	41	2	44	0.24	SGD	Noble Group Limited	Commerce
4	DBS	54650.1	6770	0.09	7	2	21	0.06	SGD	DBS Group Holdings Ltd	Finance
5	GOLDAGRI	46692	7347	0.72	72	2	73	0.45	SGD	Golden Agri-Resources Ltd	Agriculture
6	KEPCORP	46502.5	6576	0.11	9	2	25	0.08	SGD	Keppel Corporation Limited	Multi-industry
7	WILMAR	41810.6	6311	0.27	26	2	37	0.16	SGD	Wilmar International Limited	Manufacturing
8	FSN	41290.8	3328	0.15	13	4	42	0.1	SGD	Fraser and Neave, Limited	Manufacturing
9	UOB	39381.7	5535	0.08	5	3	23	0.07	SGD	United Overseas Bank Ltd	Finance
10	OLAM	34429.7	6537	0.36	35	2	45	0.22	SGD	Olam International Limited	Commerce
11	OCBCBK	32694.2	5074	0.13	11	2	23	0.08	SGD	Oversea-Chinese Banking Corp	Finance
12	CAPLAND	32255.6	5782	0.34	34	2	39	0.2	SGD	CapitaLand Limited	Properties
13	SEMBMA	29810.4	5785	0.22	21	2	32	0.13	SGD	Sembcorp Marine Ltd	Manufacturing
14	GLP	20280.6	4555	0.41	41	2	45	0.25	SGD	Global Logistic Prop Limited	Properties
15	LIONGOLD	18281.5	972	0.48	47	2	51	0.19	SGD	Liongold Corp Ltd	Manufacturing
16	JMHV/US/	15641	2894	0.22	2	4	33	0.16	USD	Jardine Matheson Hldgs Ltd	Commerce
17	SEMBCOR	15139	4361	0.21	20	2	31	0.14	SGD	Sembcorp Industries Ltd	Multi-industry
18	HILAND	14720.5	3818	0.22	17	3	37	0.15	USD	Hongkong Land Holdings Limited	Properties
19	CAPMALL	14110.5	3846	0.34	33	2	38	0.21	SGD	CapitaMall Trust	Properties
20	NOL	12968.3	4084	0.43	42	2	51	0.24	SGD	Neptune Orient Lines Limited	Transport, Storage, Communications
21	SPH	11833.8	2740	0.26	25	2	28	0.15	SGD	Singapore Press Hldgs Ltd	Manufacturing
22	SGX	11274	2979	0.17	15	3	24	0.11	SGD	Singapore Exchange Limited	Finance
23	CCT	10779.5	3418	0.39	37	2	44	0.22	SGD	CapitaCommercial Trust	Properties
24	CAPAMASIA	10682.5	3644	0.33	31	2	40	0.19	SGD	CapitaMalls Asia Limited	Properties
25	SIA	10282.2	2864	0.13	9	3	20	0.09	SGD	Singapore Airlines Ltd	Transport, Storage, Communications
26	JARD/C&C	10062.4	2293	0.32	2	7	34	0.19	SGD	Jardine Cycle & Carriage Ltd	Commerce
27	CITY	9701.4	2780	0.17	9	3	27	0.12	SGD	City Developments Limited	Properties
28	JSHV/US/	7352.8	1931	0.35	3	5	43	0.22	USD	Jardine Strategic Hldgs Ltd	Commerce

Рисунок 4.29. Табличный режим модуля анализа финансовых инструментов

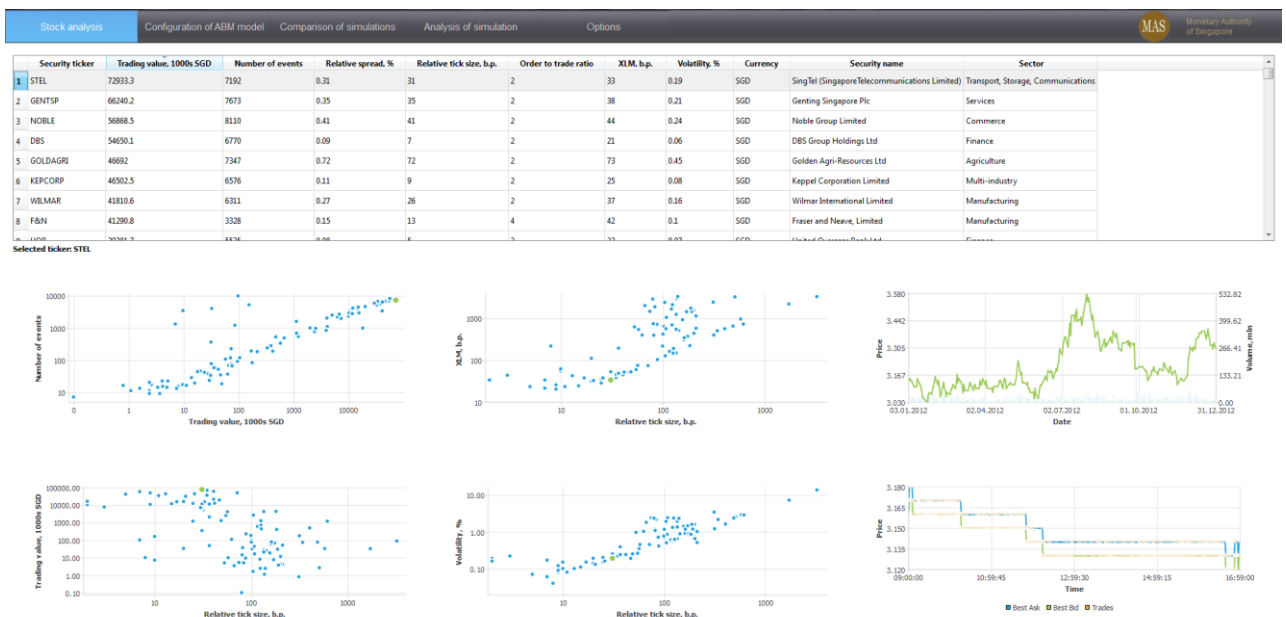


Рисунок 4.30. Комбинированный режим модуля анализа финансовых инструментов

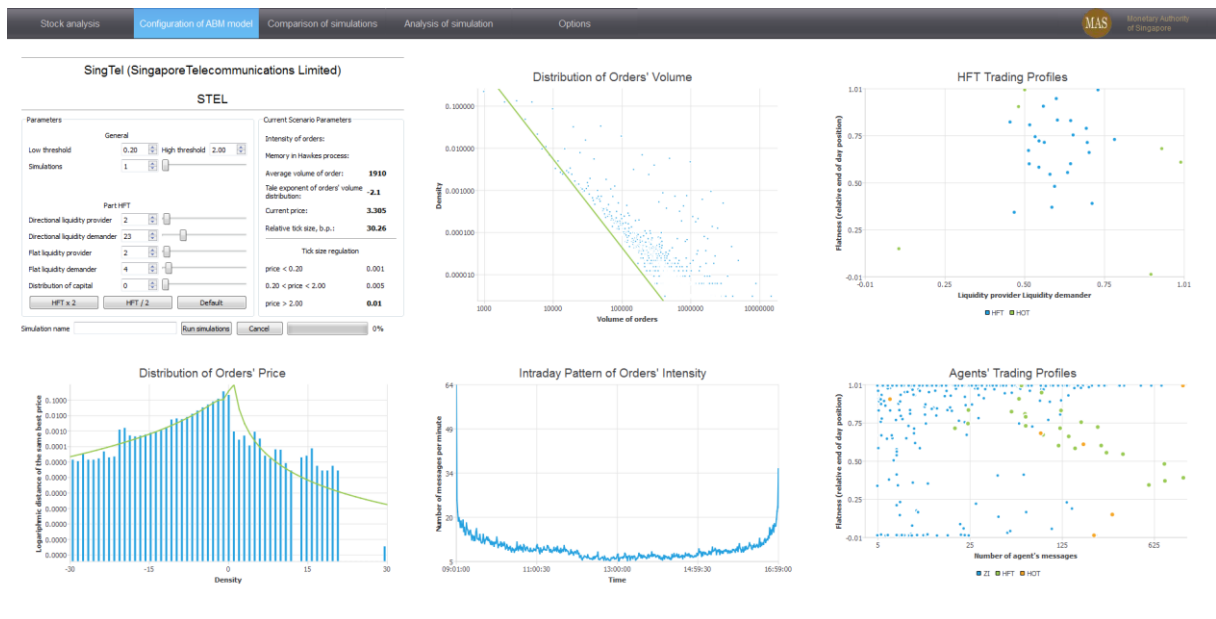


Рисунок 4.31. Модуль настройки имитационной модели

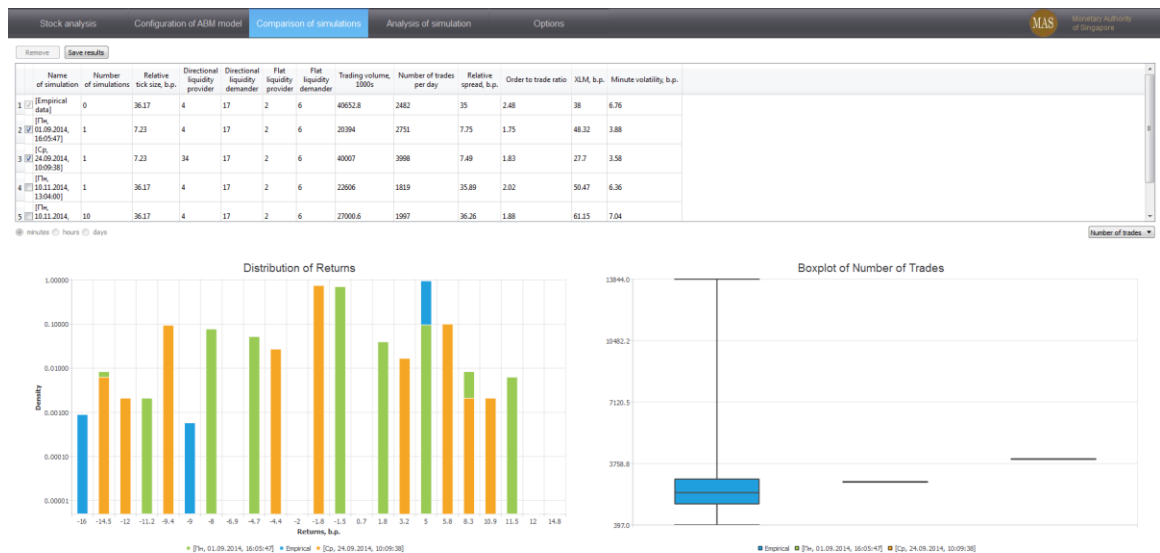


Рисунок 4.32. Модуль сравнения моделей



Рисунок 4.33. Модуль анализа симуляций

Приложение 5. Валидация имитационной модели

Таблица 5.1. Сравнение количественных характеристик на эмпирических данных и по синтетическим сценариям (STEL)

	Среднее значение по эмпирическим данным	Среднее значение по сценариям	Δ , %
Торговый оборот, млн долларов	3,23	3,14	2,70
Число сделок	1726	1605	-7,00
Показатель ликвидности (XLM 1% of ADTV, б. п.)	39	42	7,60
Волатильность, б. п.	3,48	3,58	2,87
Относительный спред, б. п.	9,00	7,68	-14,60

Таблица 5.2. Валидация модели с использованием стилизованных фактов

Стилизованный факт	Эмпирические данные	Имитационная модель	Соответствие
Наличие тяжелых хвостов в распределении приростов	+	+	+
Отсутствие памяти в ценовых приростах	+	+	+
Длинная память в абсолютных значениях ценовых приростов	—	—	+
Кластеризация волатильности	—	—	+
Эффект взаимосвязи объема и волатильности	+	+	+
Высокий коэффициент эксцесса в ценовых распределениях	+	+	+

Таблица 5.3. Анализ чувствительности параметров модели

Изменяющийся показатель	Влияющий параметр						
	Коэффициент α объемов приходящих заявок	Среднее логнормального распределения расстояния цен приходящих заявок	Стандартное отклонение распределения расстояния цен приходящих заявок	Доля заявок, приходящих в спред	Доля заявок, приходящих на лучшую цену на рынке	Коэффициент дисбаланса b для процесса отмены заявок	Коэффициент K_1 для процесса отмены заявок
	Коэффициент эластичности						
Торговый оборот, млн долларов	4,210	1,161	2,651	1,015	21,312	0,201	1,005
Число сделок	2,616	2,659	2,188	1,516	5,515	1,860	5,801
Показатель ликвидности (XLM)	0,653	0,147	0,213	3,651	0,461	2,213	2,016
Волатильность, б. п.	1,564	0,112	1,661	0,512	2,355	1,115	3,054

Таблица 5.4. Изменение параметров имитационной модели при изменении уровня тика для инструмента DBS

	Коэффициент эластичности	Изменение параметров потока заявок, %	Эмпирические значения параметров потока заявок с относительным размером тика = 6 б. п.	Симуляционные значения параметров потока заявок с относительным размером тика = 3 б. п.
Коэффициент α для распределения объемов приходящих заявок	-4,185	18,000	-1,730	-2,040
Среднее логнормального распределения расстояния цен приходящих заявок	-3,280	23,530	0,834	1,030
Стандартное отклонение распределения расстояния цен приходящих заявок	-6,620	11,030	0,760	0,843
Коэффициент дисбаланса b для процесса отмены заявок	-2,710	29,150	0,245	0,316
Коэффициент K_1 для процесса отмены заявок	3,817	-16,610	2,775	2,314
Доля заявок, приходящих в спред или на противоположную сторону книги заявок	-5,750	12,810	0,332	0,374
Доля заявок, приходящих на лучшую цену на рынке	5,0300	-12,8700	0,2884	0,2509

Таблица 5.5. Характеристики сценария снижения размера тика в два раза

	Среднее значение по эмпирическим данным	Среднее значение по сценариям	Δ , %
Торговый оборот, млн. долларов	3,14	3,12	-0,60
Число сделок	1605	1673	4,23

Показатель ликвидности (XLM 1% of ADTV, б. п.)	42,00	89,10	112,00
Волатильность, б. п.	3,58	3,32	–7,20
Относительный спред, б. п.	7,68	5,18	–32,00

Таблица 5.6. Характеристики сценария увеличения активности высокочастотных участников рынка в два раза для инструмента DBS

	Среднее значение по базовому сценарию	Среднее значение по сценарию увеличения активности HFT	Δ, %
Торговый оборот, млн долларов	3,14	5,49	74,8
Число сделок	1605	2710	68,8
Показатель ликвидности (XLM 1% of ADTV, б. п.)	42	34	19,0
Волатильность, б. п.	3,58	3,95	10,0
Относительный спред, б. п.	7,68	7,63	–0,6

Таблица 5.7. Характеристики сценария увеличения активности высокочастотных участников рынка в два раза с одновременным снижением размера тика в два раза

	Среднее значение по эмпирическим данным	Среднее значение по сценариям	Δ, %
Торговый оборот, млн долларов	3,14	5,59	78,00
Число сделок	1605	2886	79,81
Показатель ликвидности (XLM 1% of ADTV, б. п.)	42,00	64,81	54,30
Волатильность, б. п.	3,58	3,45	–3,60
Относительный спред, б. п.	7,68	4,93	–35,80

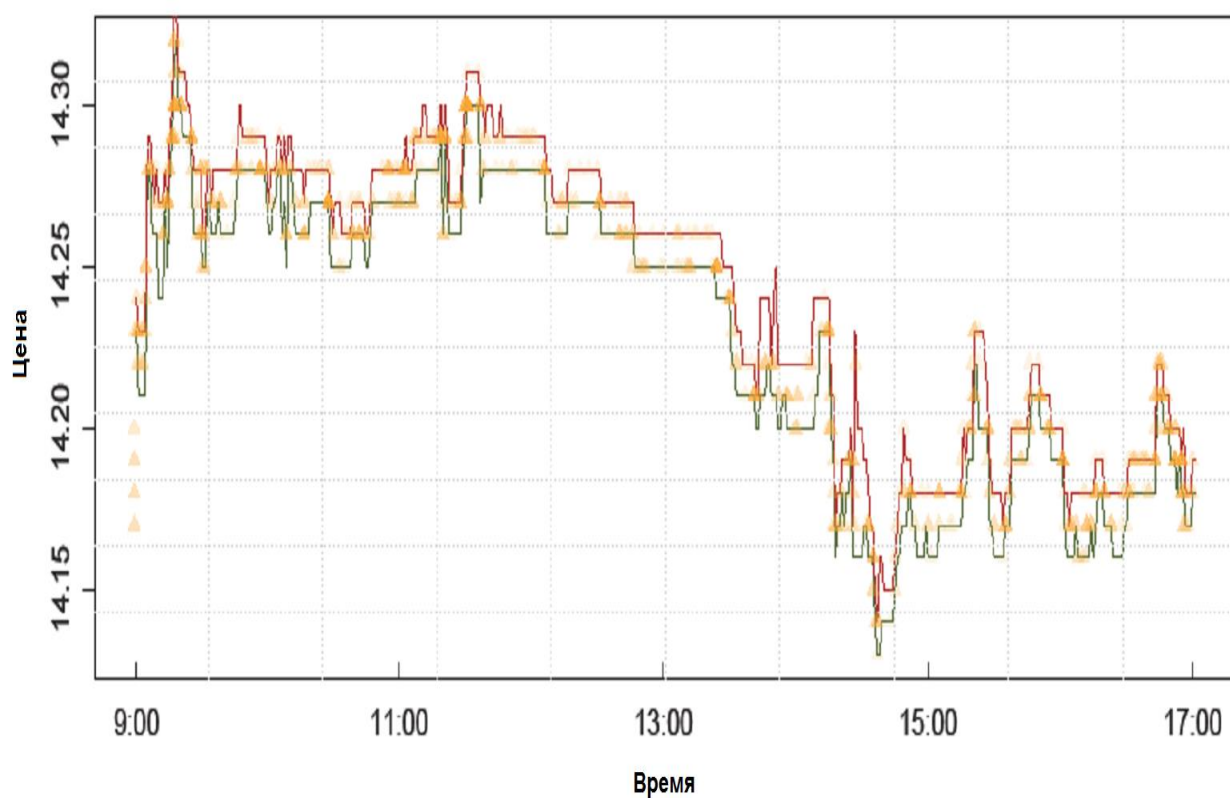


Рисунок 5.1. Эмпирическое динамика внутридневной цены и происходящих сделок на инструменте DBS

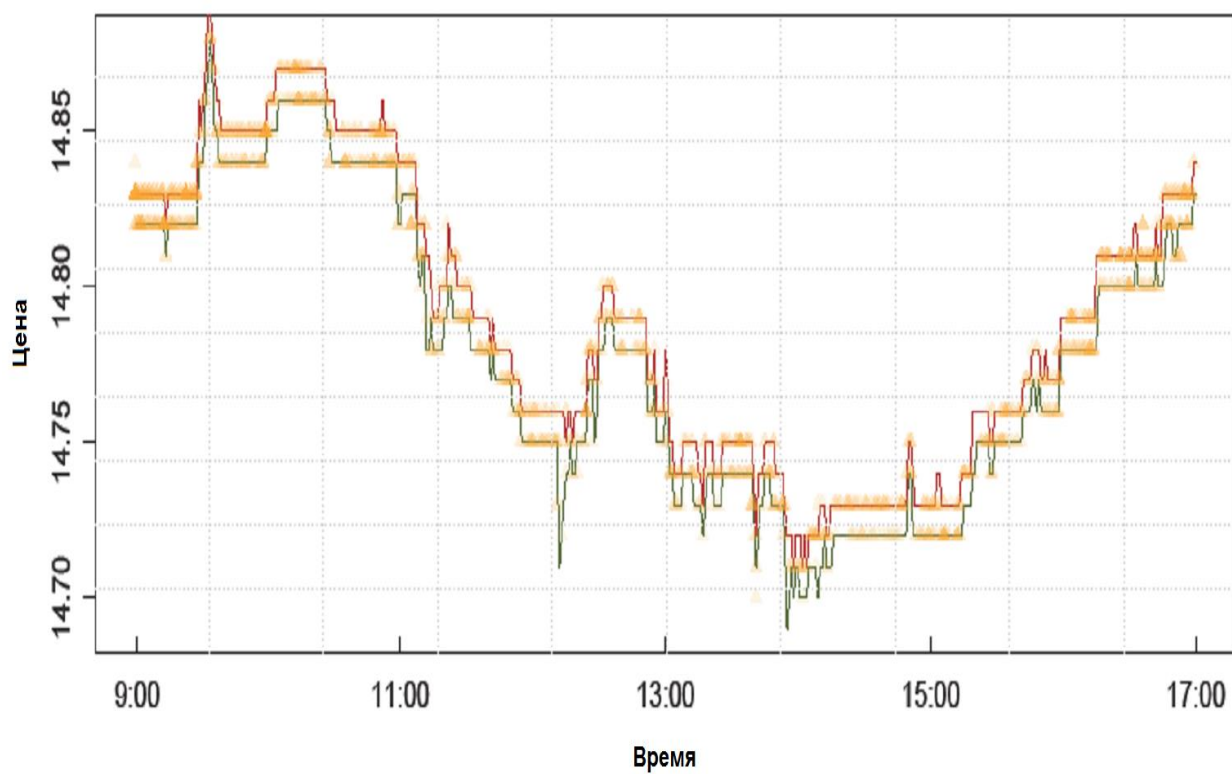


Рисунок 5.2. Симуляционный сценарий, сгенерированный при помощи модели на инструменте DBS

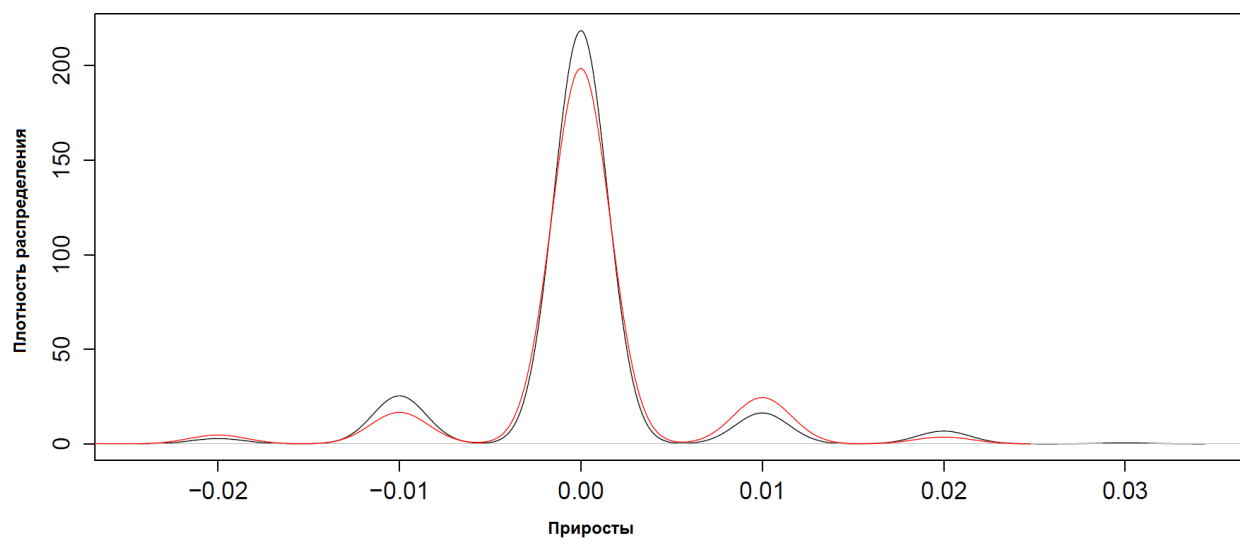


Рисунок 5.3. Оценка распределения приростов методом сглаживания ядерной функции (красная – эмпирическая, черная – имитационная) для инструмента DBS

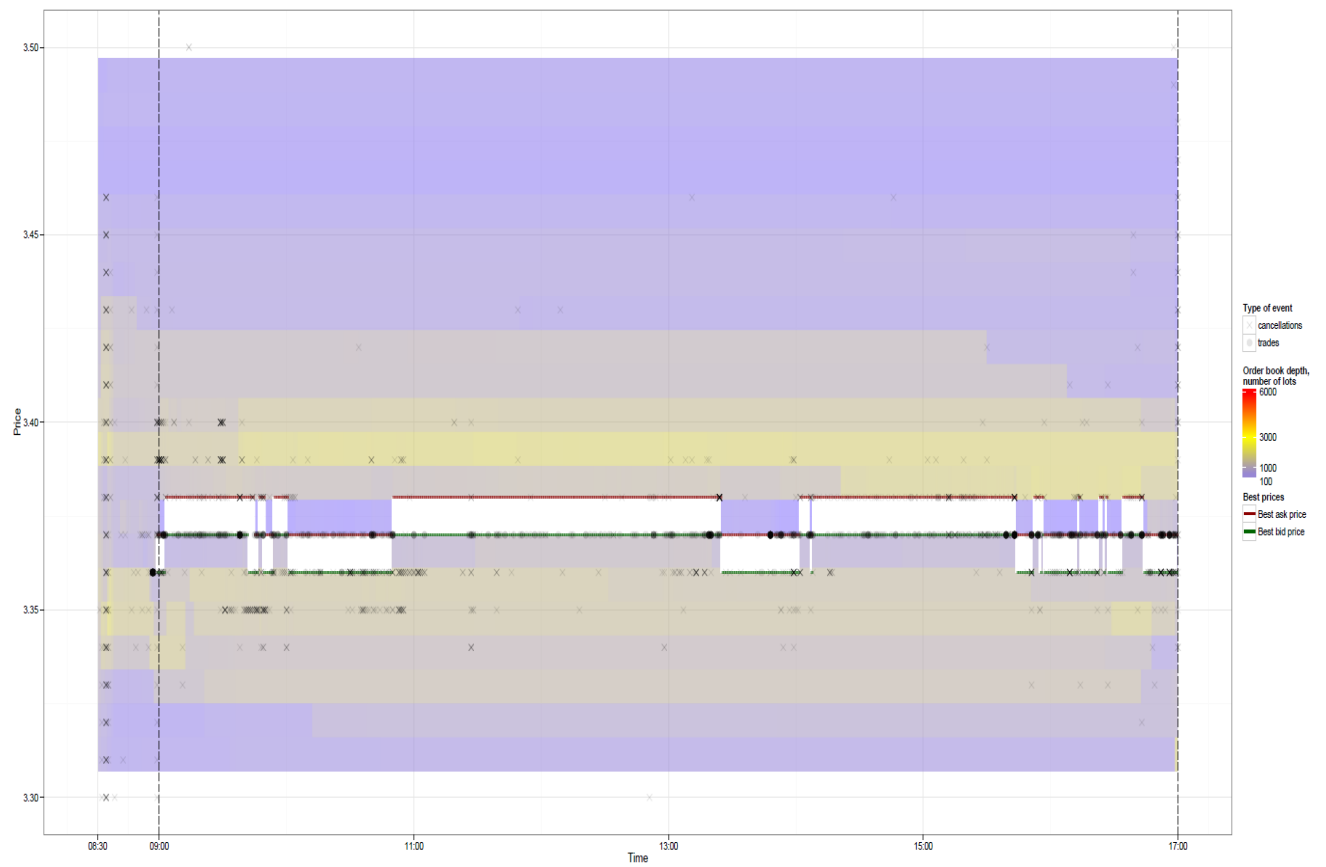


Рисунок 5.4. Эмпирическая динамика ликвидности на инструменте STEL

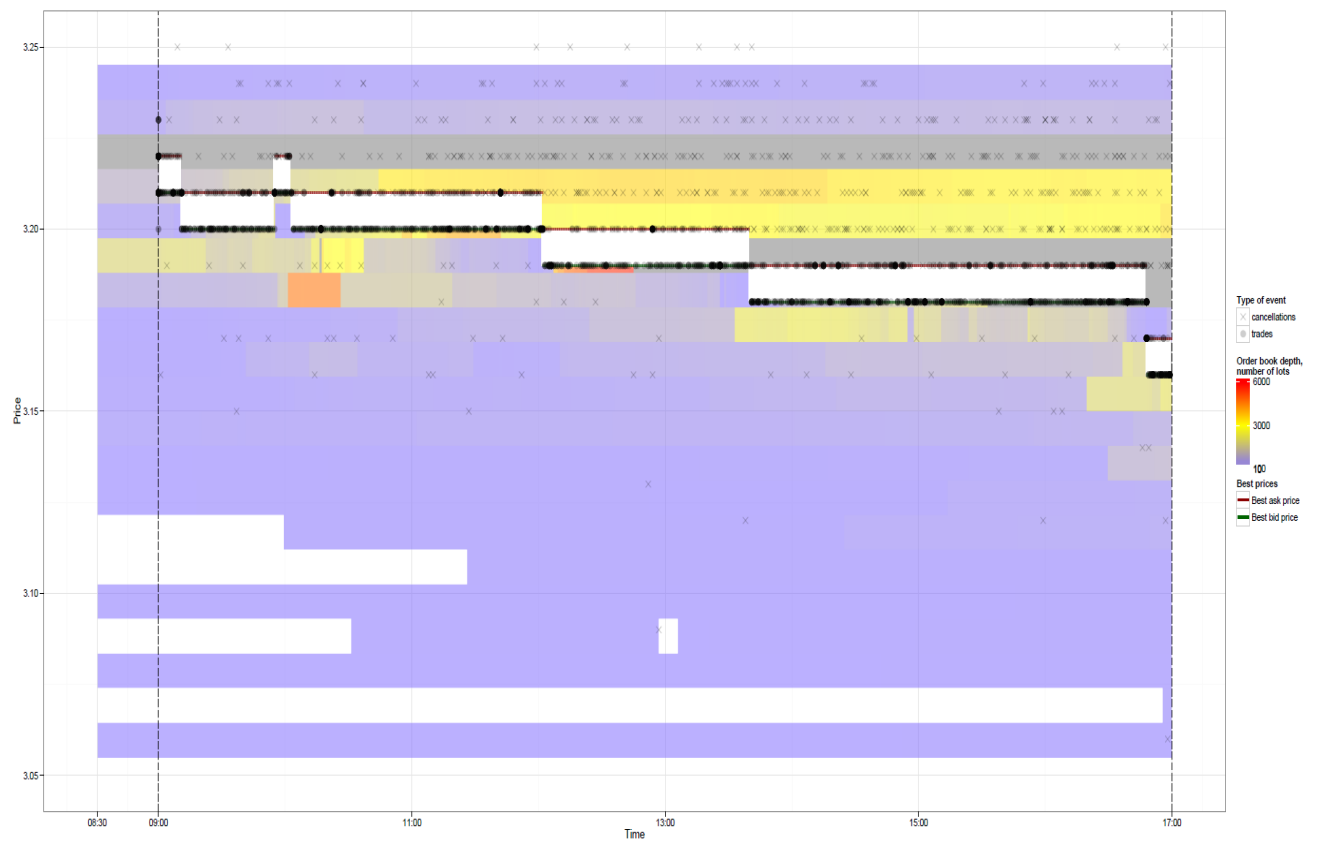


Рисунок 5.5. Синтетическая динамика ликвидности на инструменте STEL

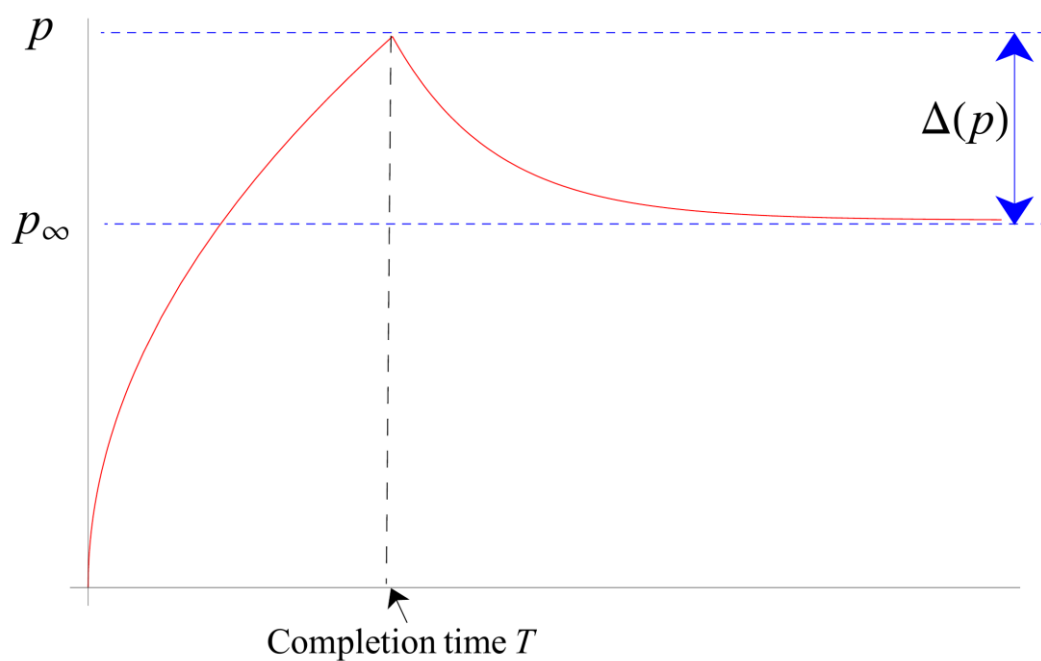


Рисунок 5.6. Профиль ценового воздействия метазаявки

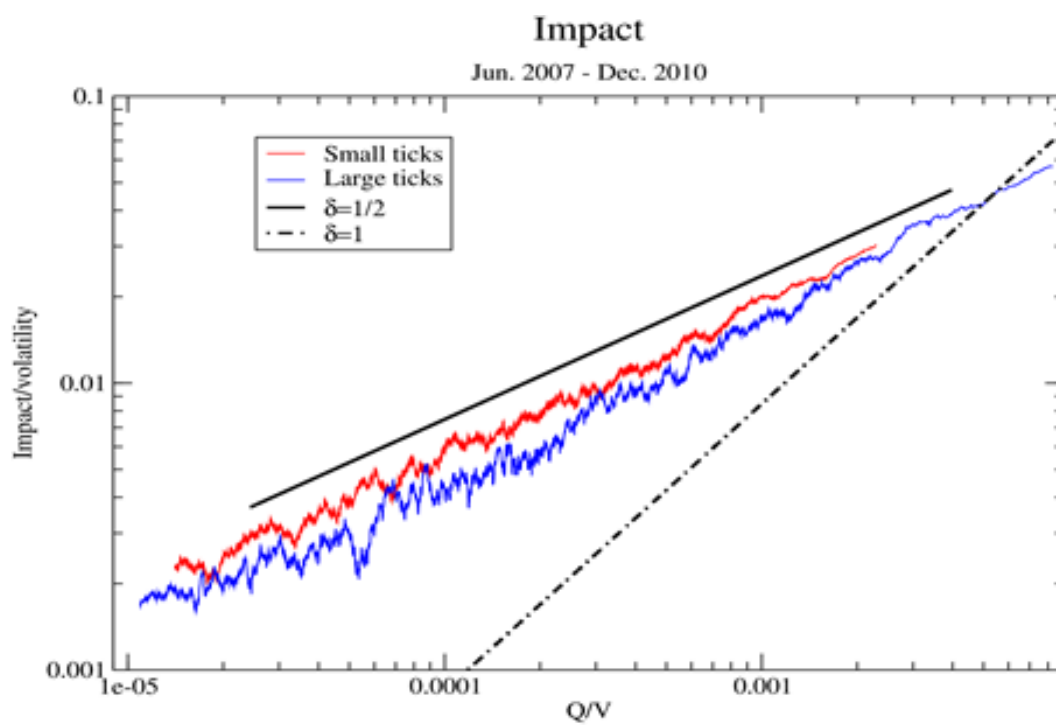


Рисунок 5.7. Влияние метазаявок проп-трейдинга CFM на рынке фьючерсов

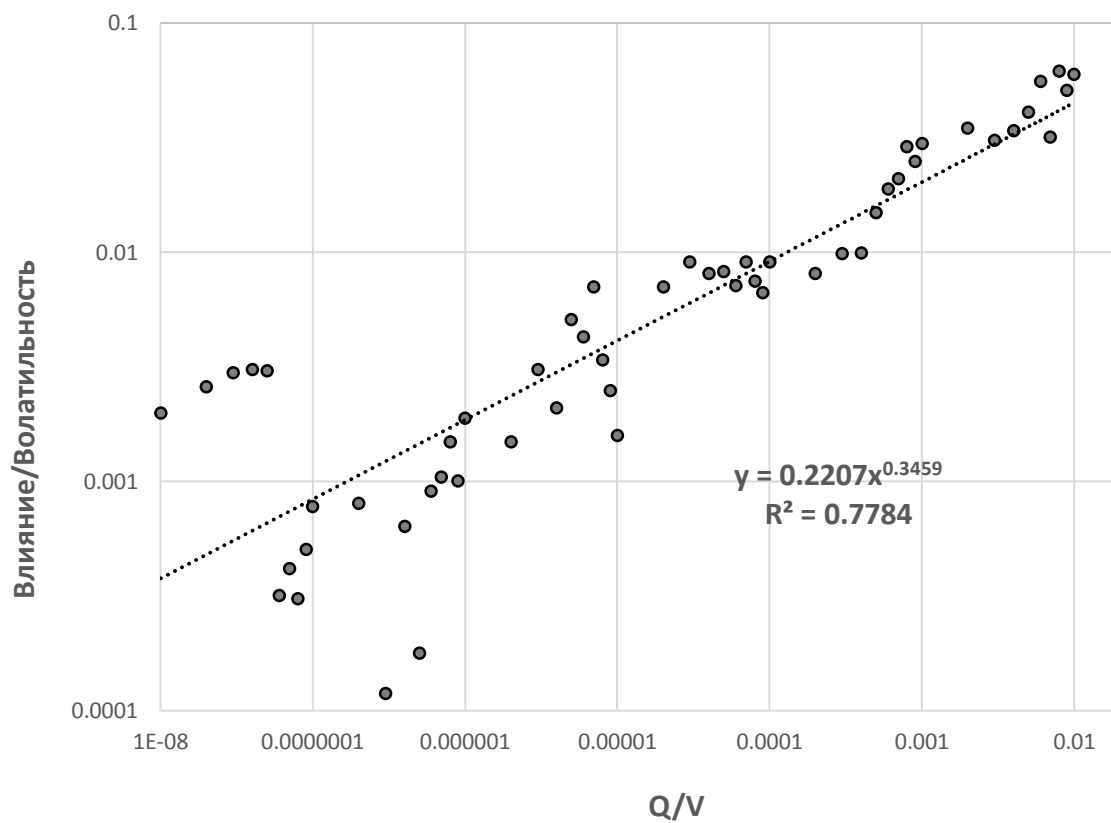


Рисунок 5.8. Влияние метазаявок в имитационной модели рынка для инструмента DBS

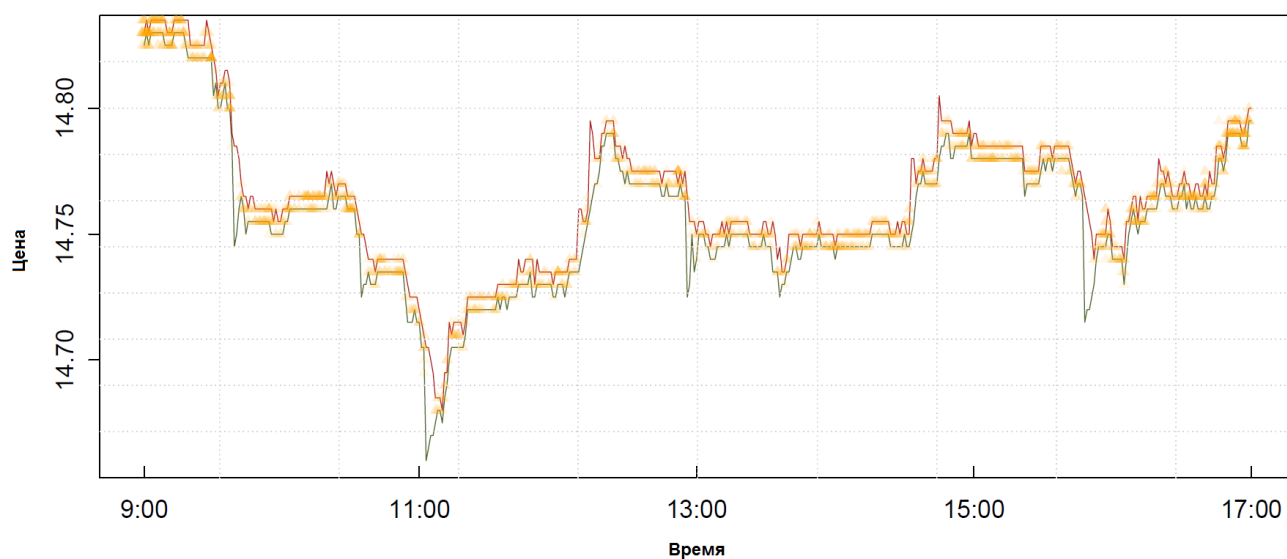


Рисунок 5.9. Сценарий снижения размера тика в два раза на инструменте DBS (до 3 б. п.)

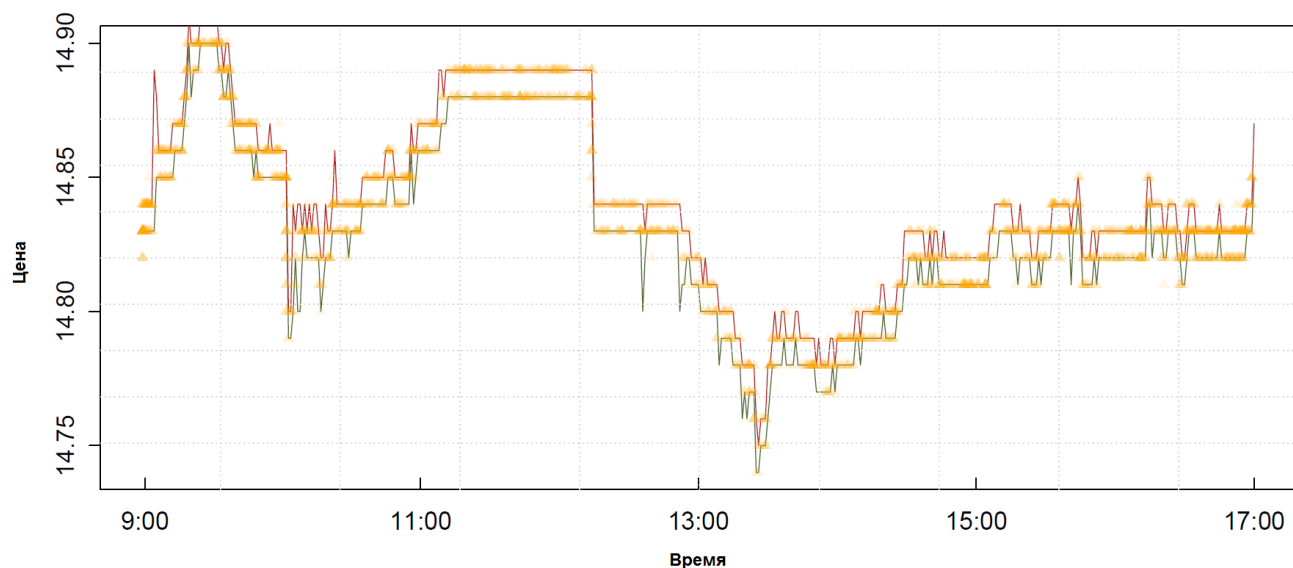


Рисунок 5.10. Сценарий увеличения активности высокочастотных участников рынка в два раза на инструменте DBS

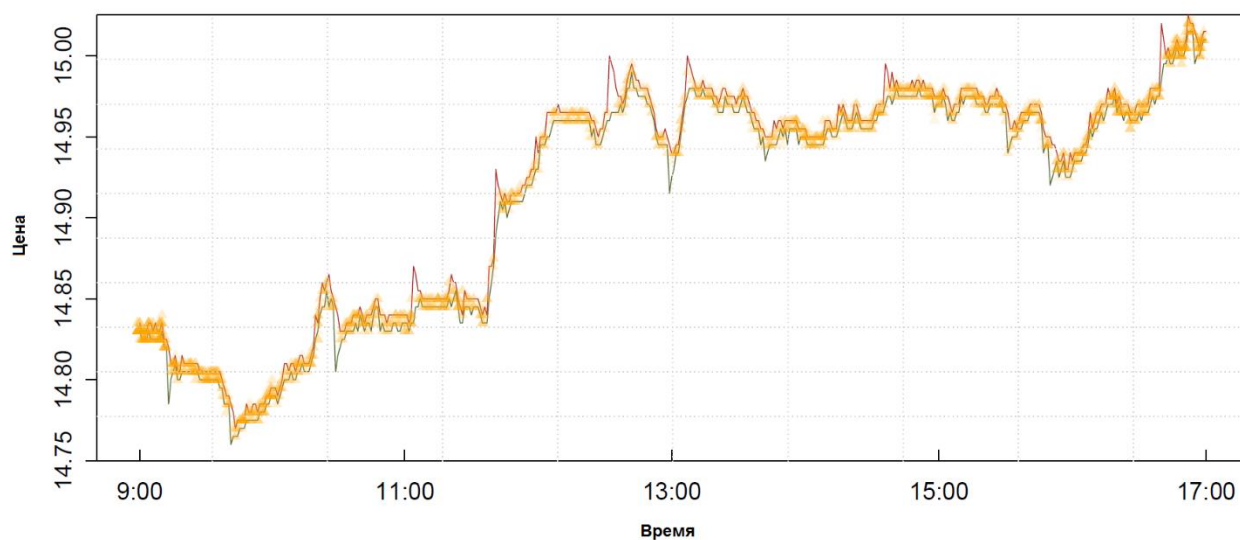


Рисунок 5.11. Сценарий увеличения активности высокочастотных участников рынка в два раза с одновременным снижением размера тика в два раза на инструменте DBS

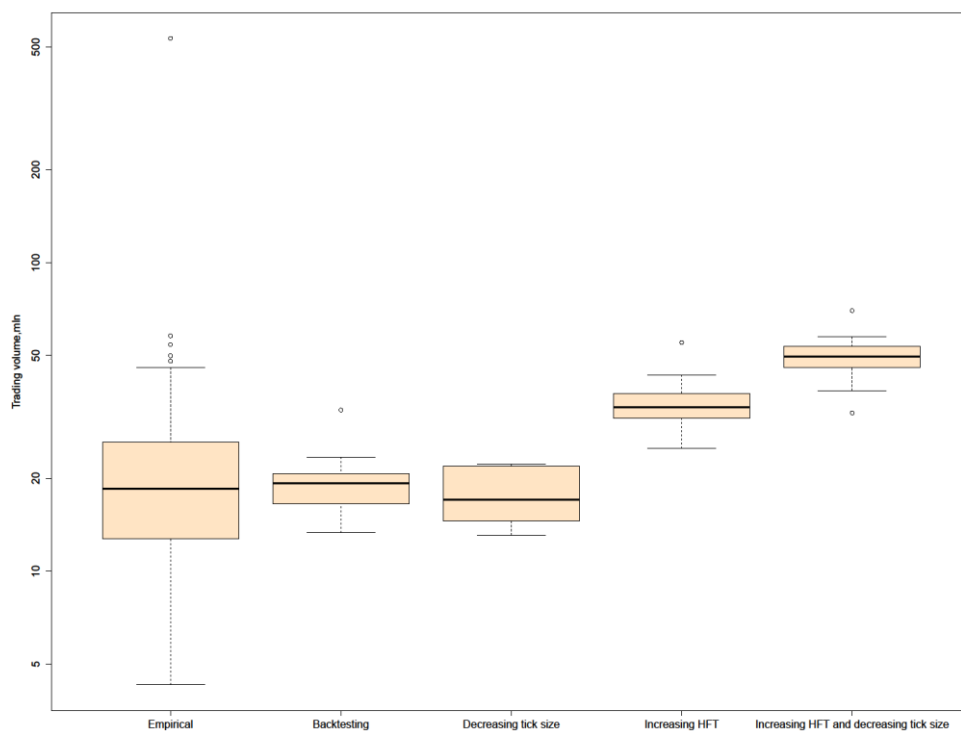


Рисунок 5.12. Усиковая диаграмма торгового объема для различных сценариев (инструмент STEL)

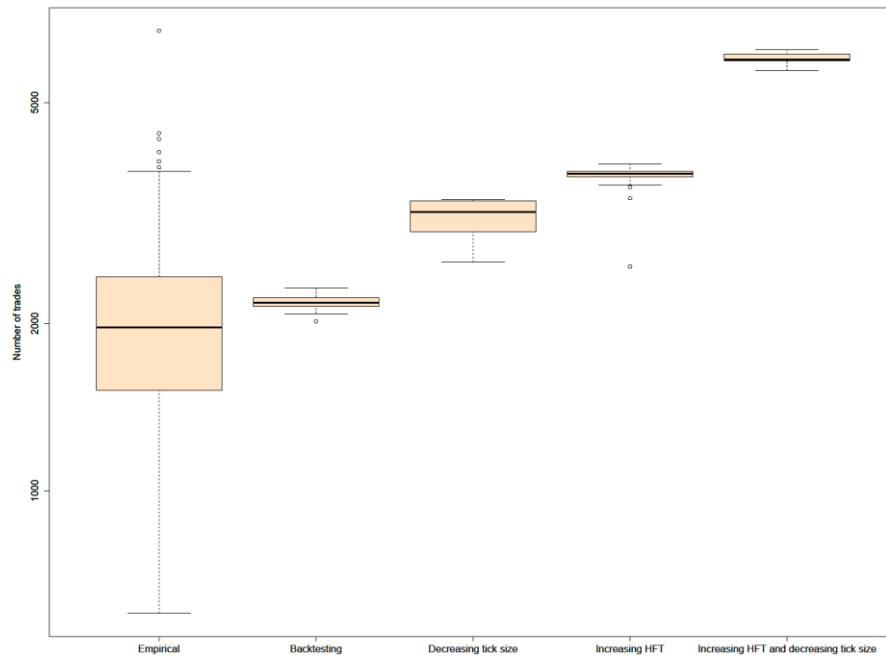


Рисунок 5.13. Усиковая диаграмма числа сделок для различных сценариев (инструмент STEL)

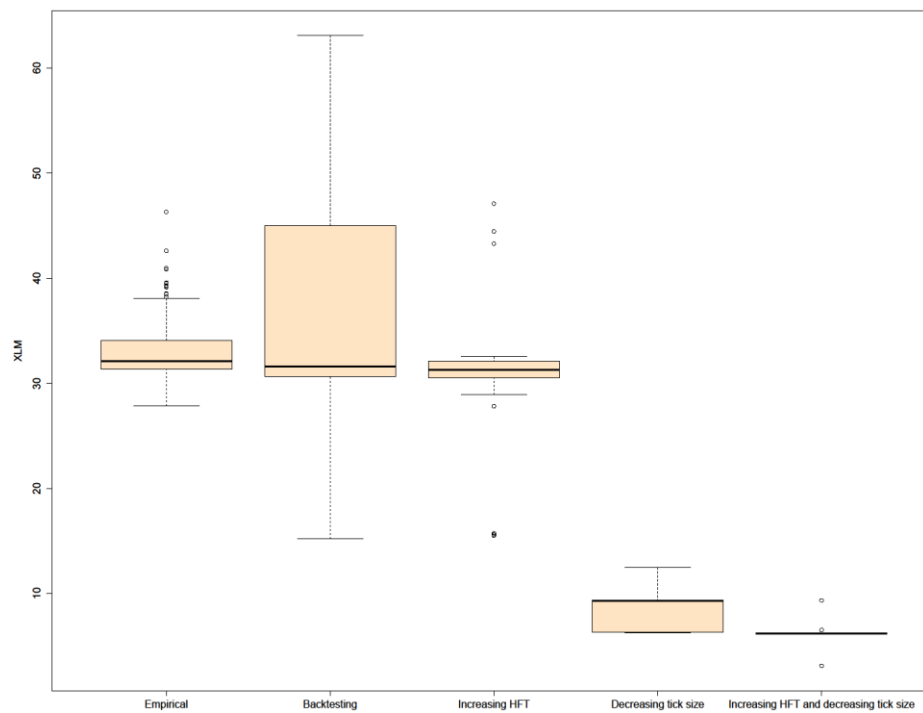


Рисунок 5.14. Усиковая диаграмма метрики XLM для различных сценариев (инструмент STEL)

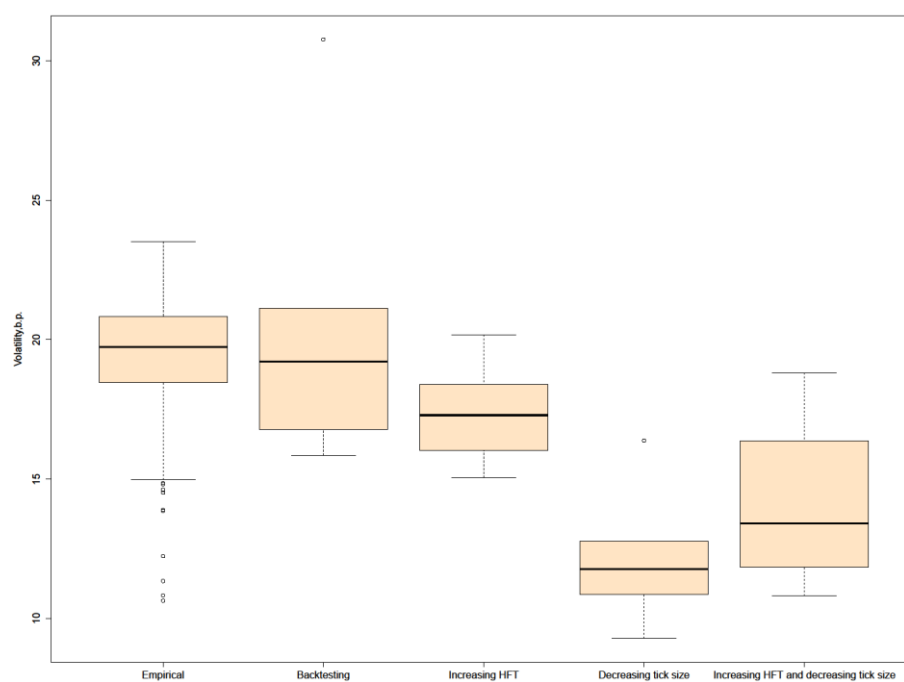


Рисунок 5.15. Усиковая диаграмма минутной волатильности для различных сценариев (инструмент STEL)

Приложение 6. Анализ финансовых пузырей

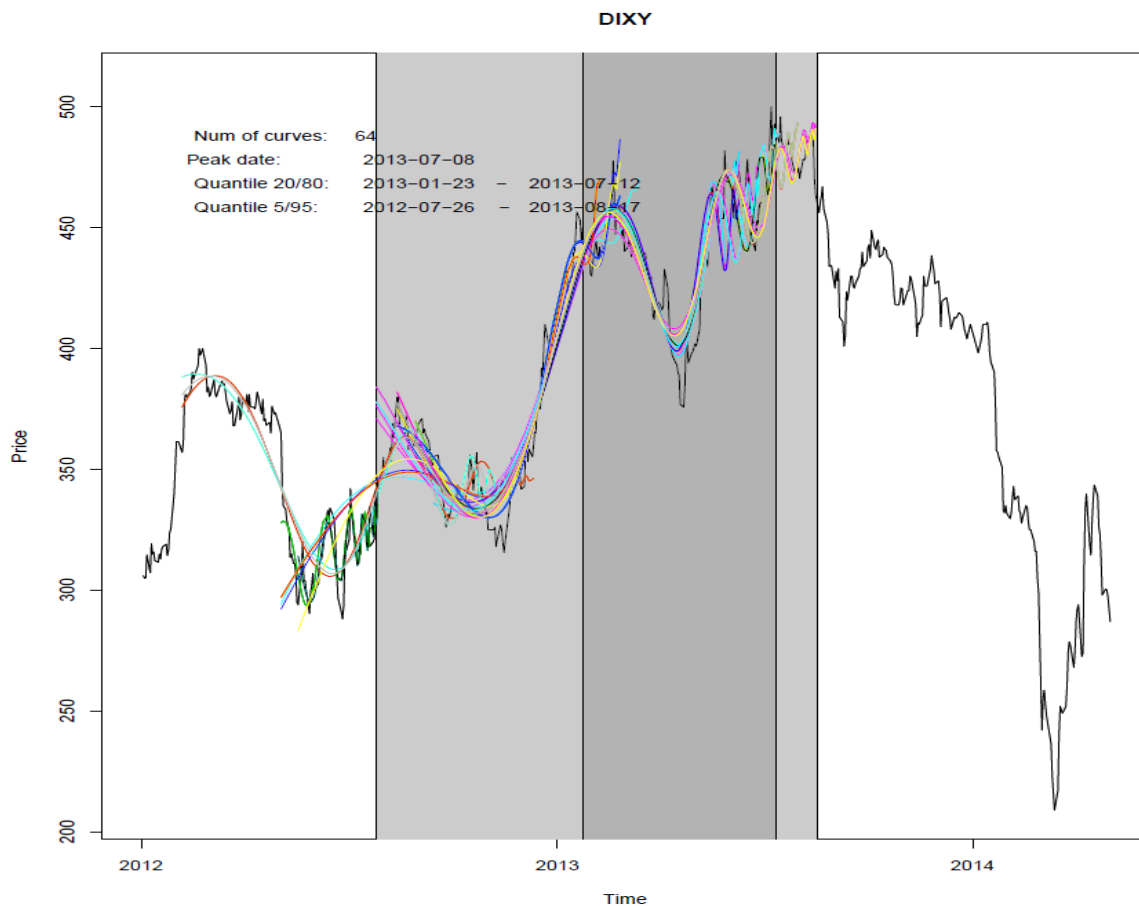


Рисунок 6.1. Результат оценки модели LPPL на обыкновенных акциях ОАО «Дикси»

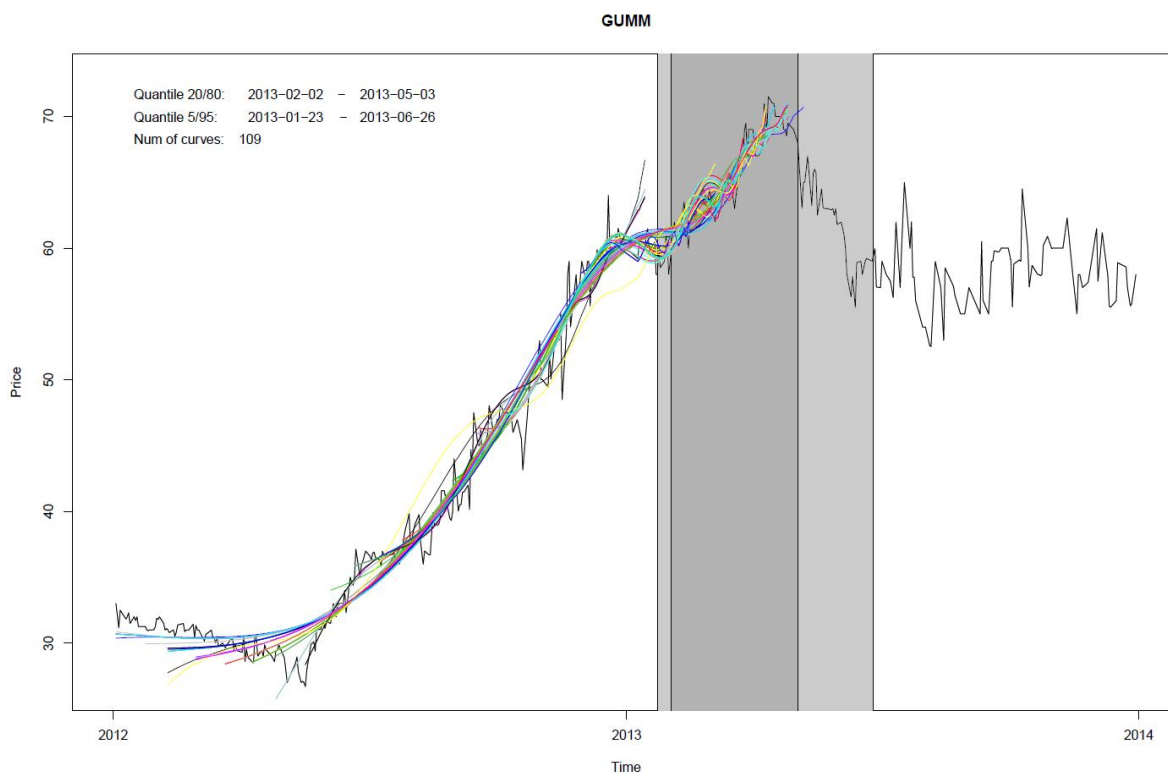


Рисунок 6.2. Результат оценки модели LPPL на обыкновенных акциях ОАО «ГУМ»

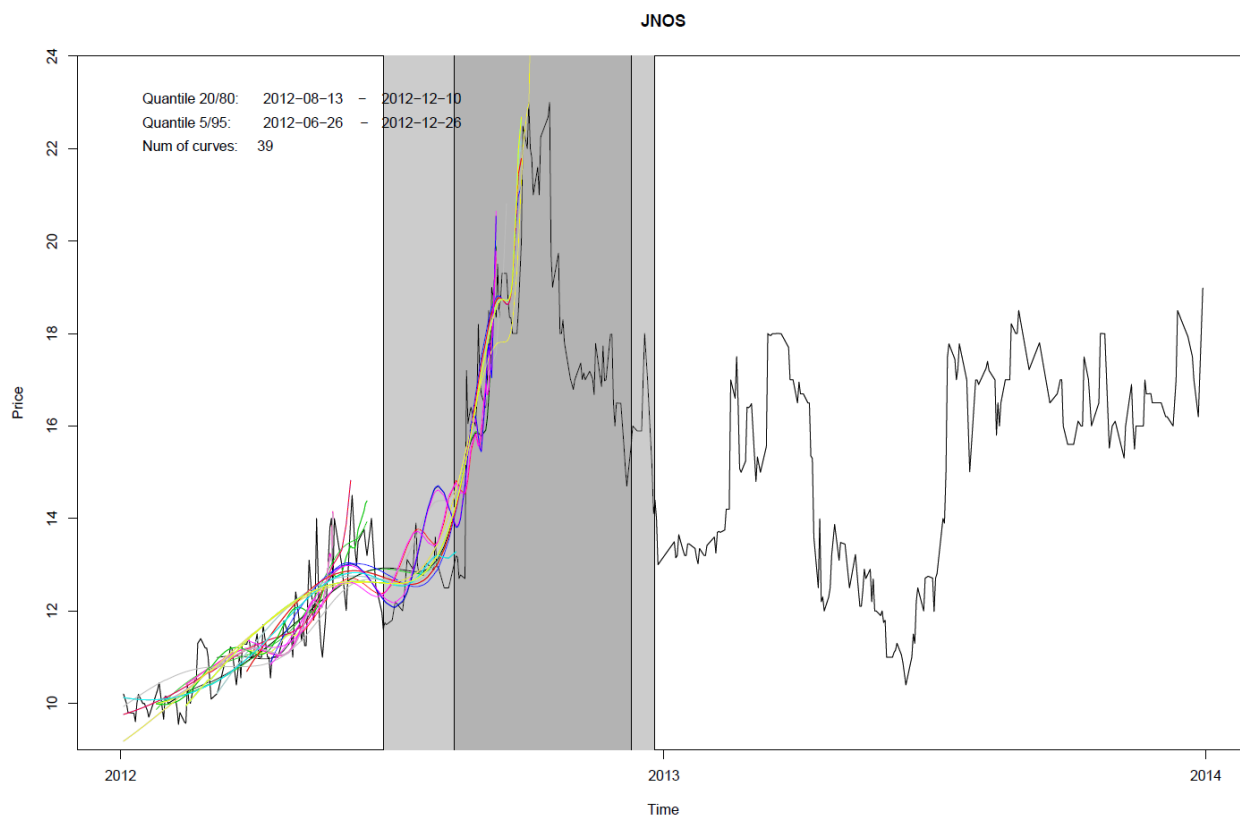


Рисунок 6.3. Результат оценки модели LPPL на обыкновенных акциях ОАО «СН-ЯНОС»

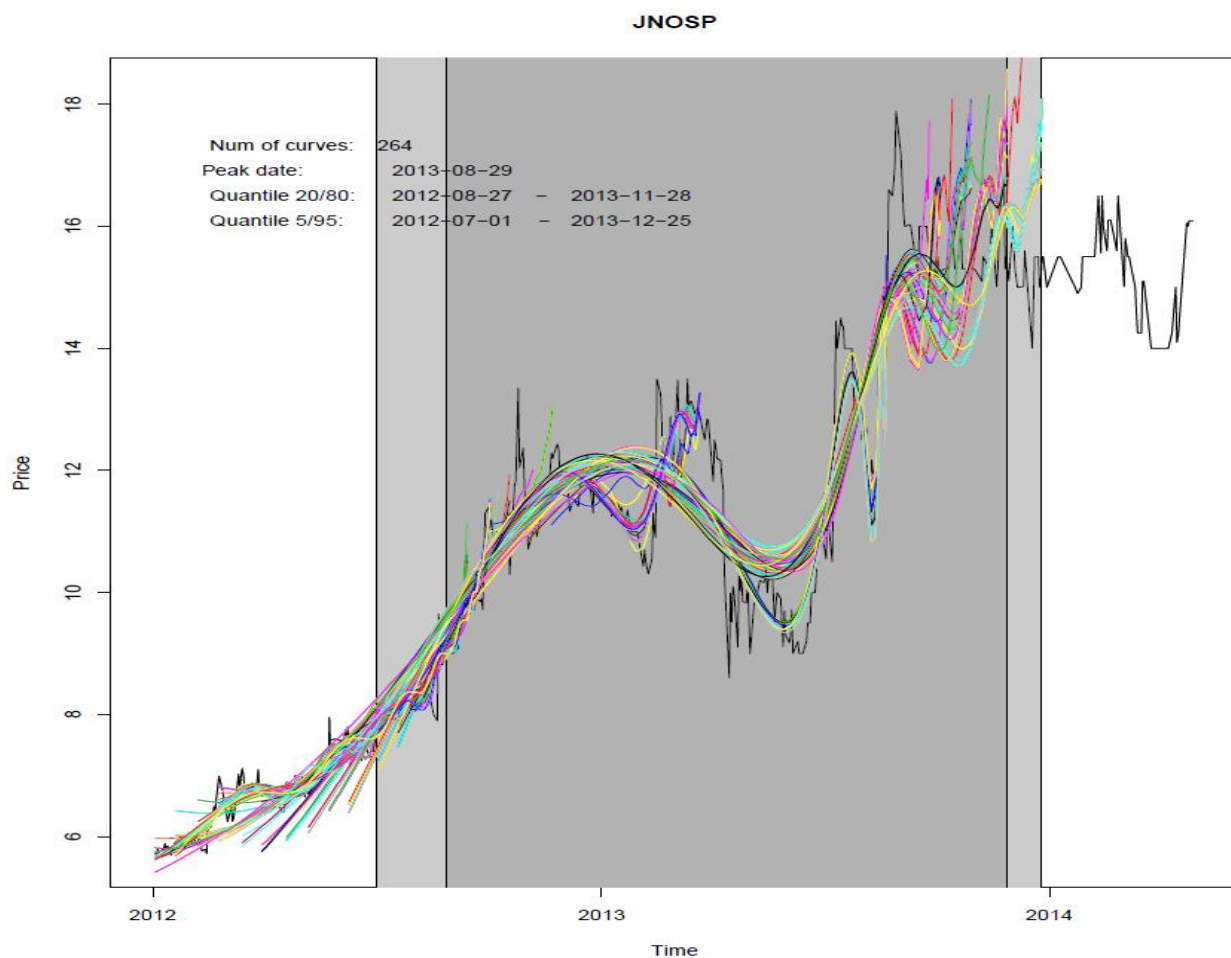


Рисунок 6.4. Результат оценки модели LPPL на привилегированных акциях ОАО «СН-ЯНОС»

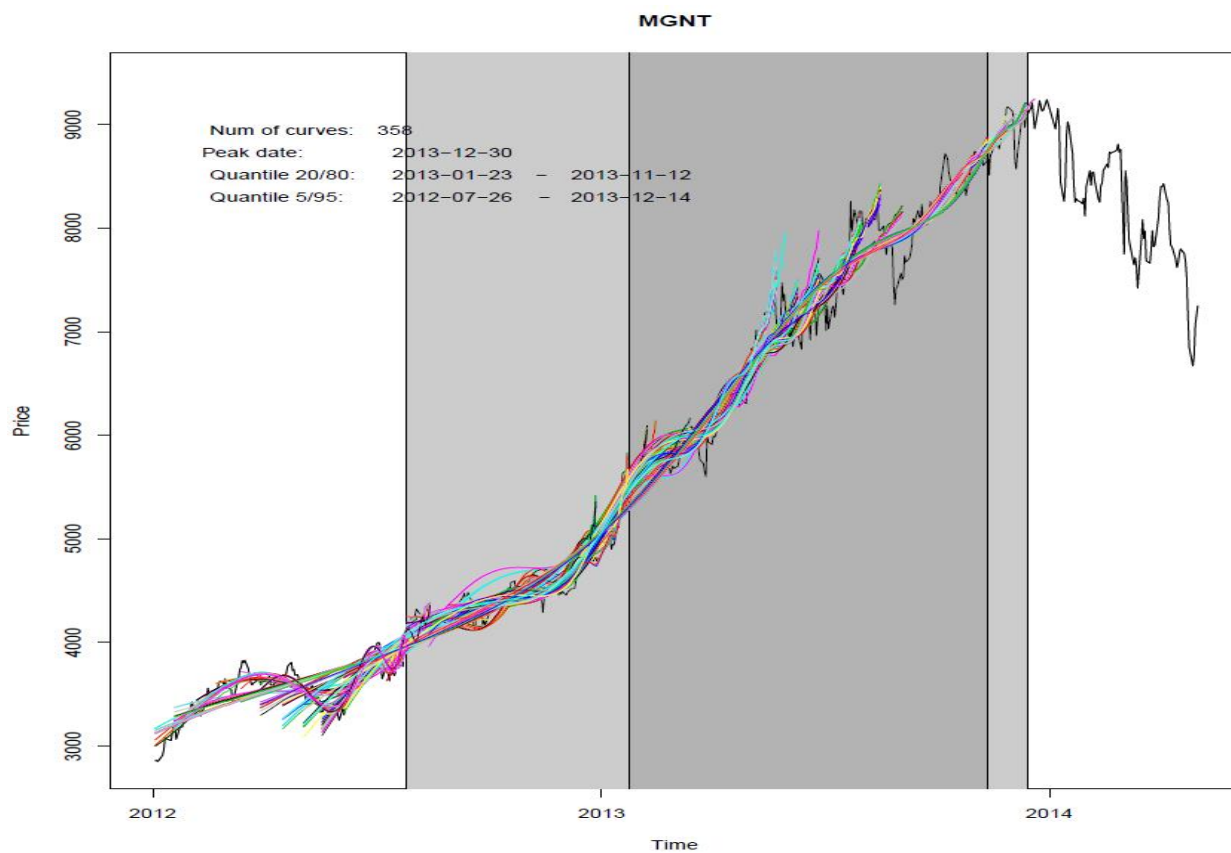


Рисунок 6.5. Результат оценки модели LPPL на обыкновенных акциях ОАО «Магнит»

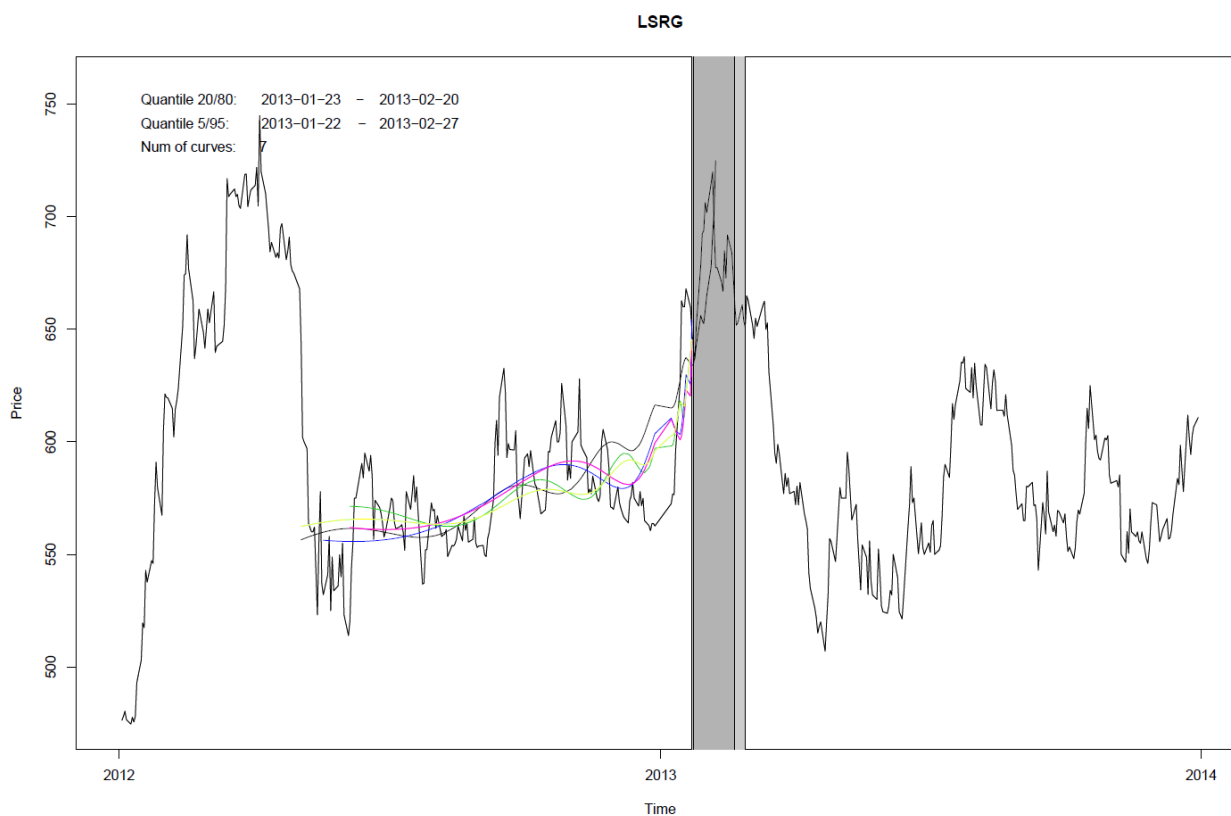


Рисунок 6.6. Результат оценки модели LPPL на обыкновенных акциях ОАО «ЛСР»

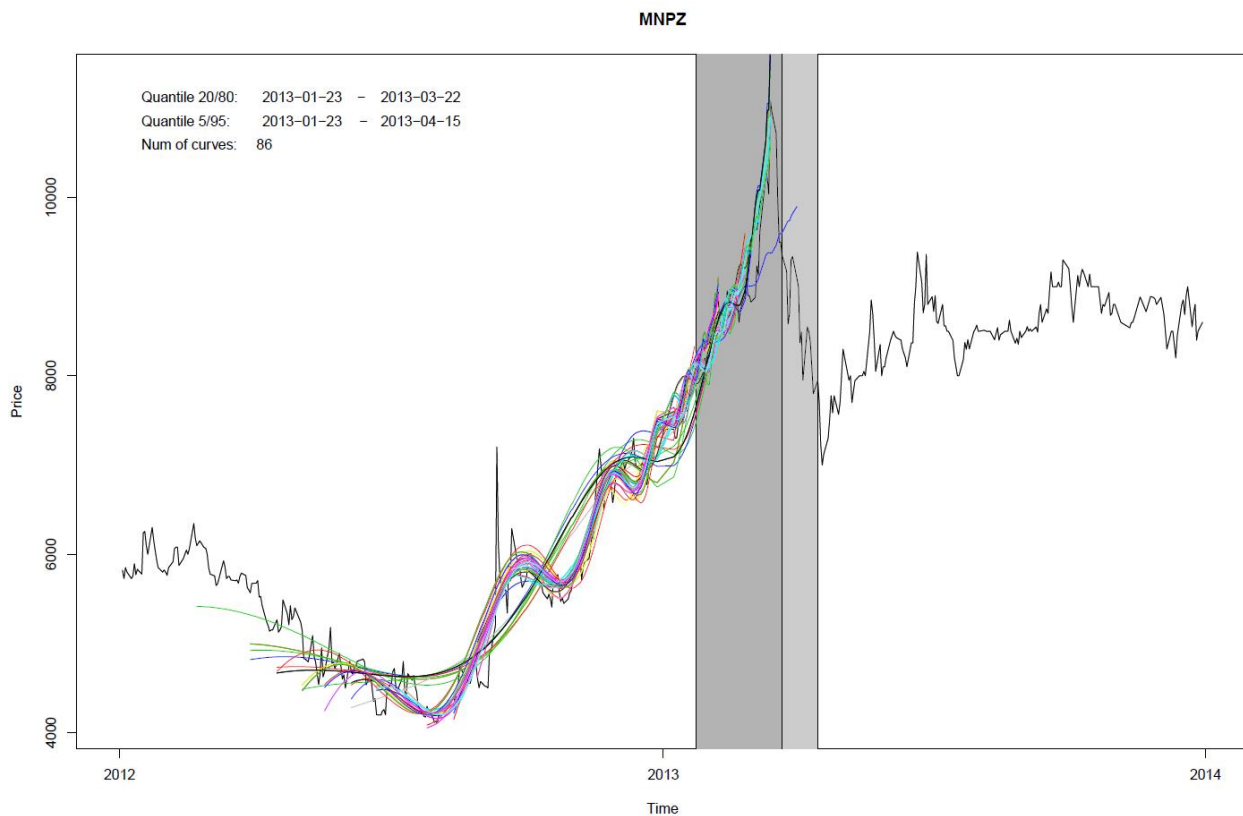


Рисунок 6.7. Результат оценки модели LPPL на обыкновенных акциях ОАО «Газпромнефть – МНПЗ»

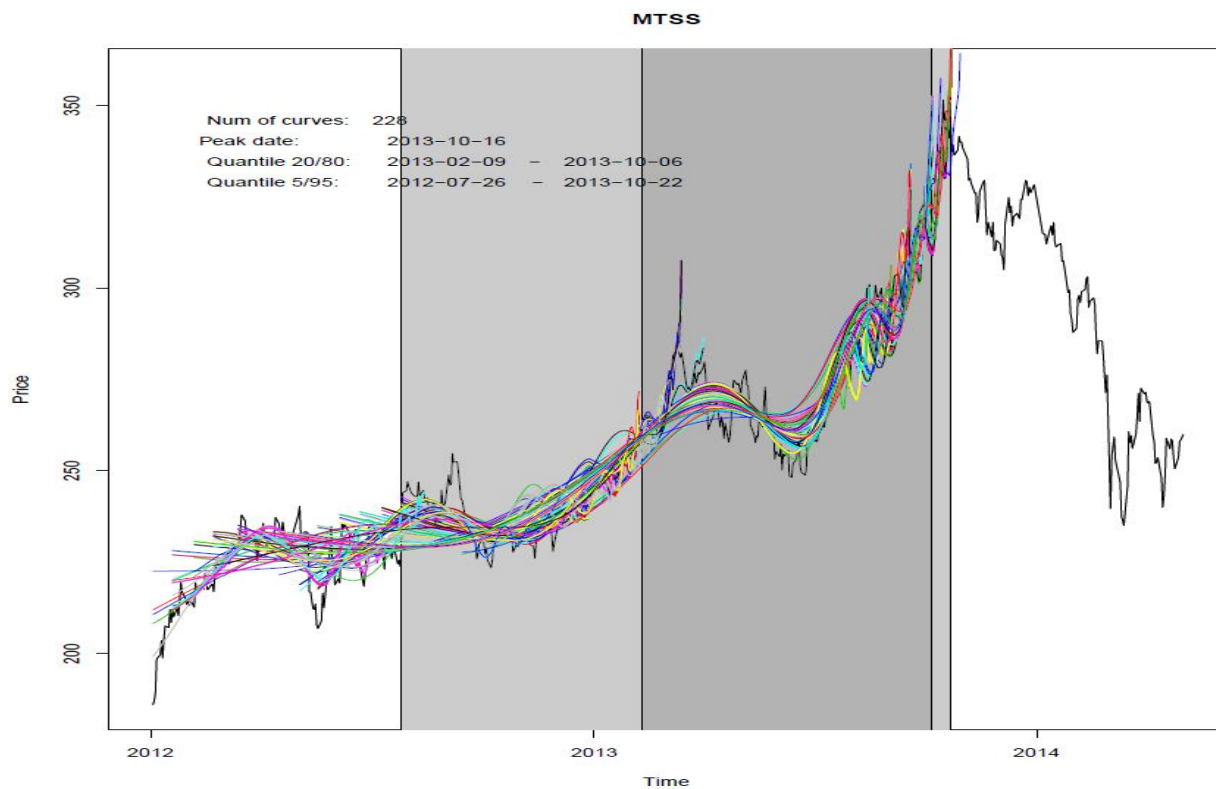


Рисунок 6.8. Результат оценки модели LPPL на обыкновенных акциях ОАО «МТС»

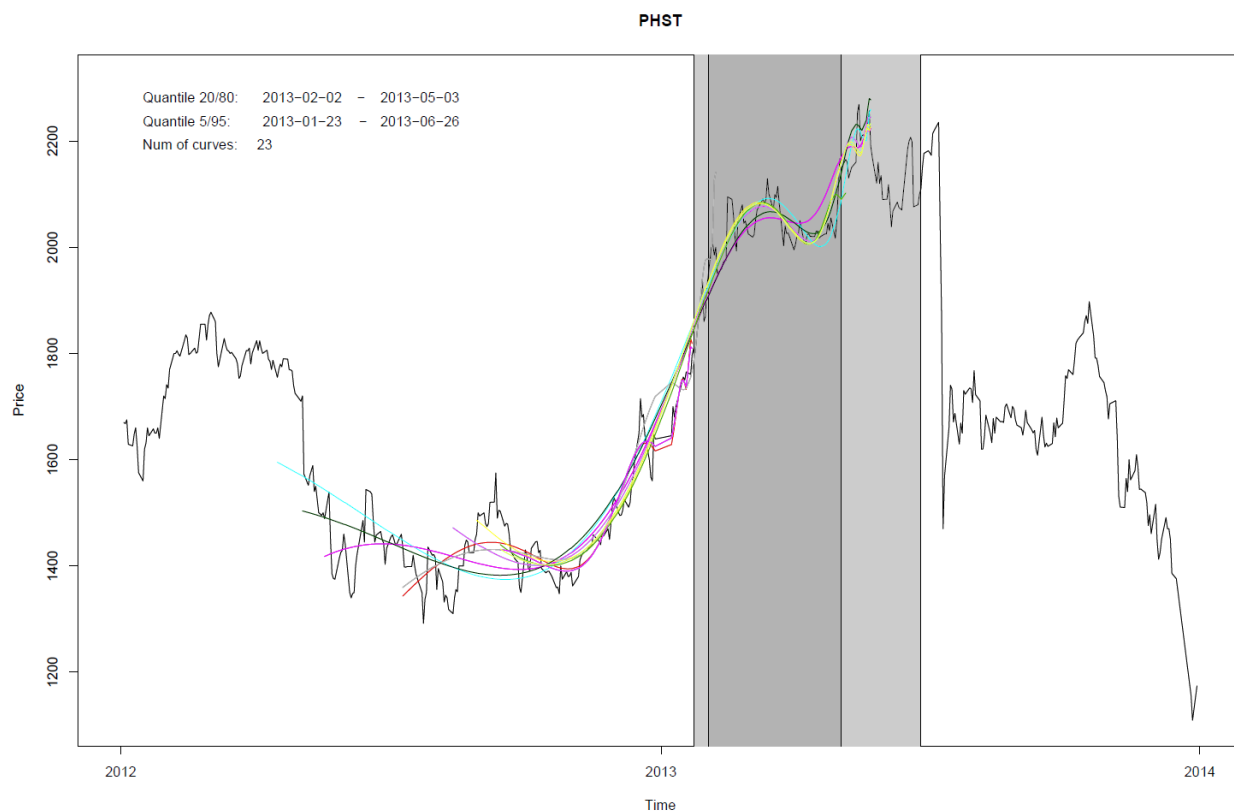


Рисунок 6.9. Результат оценки модели LPPL на обыкновенных акциях ОАО «Фармстандарт»

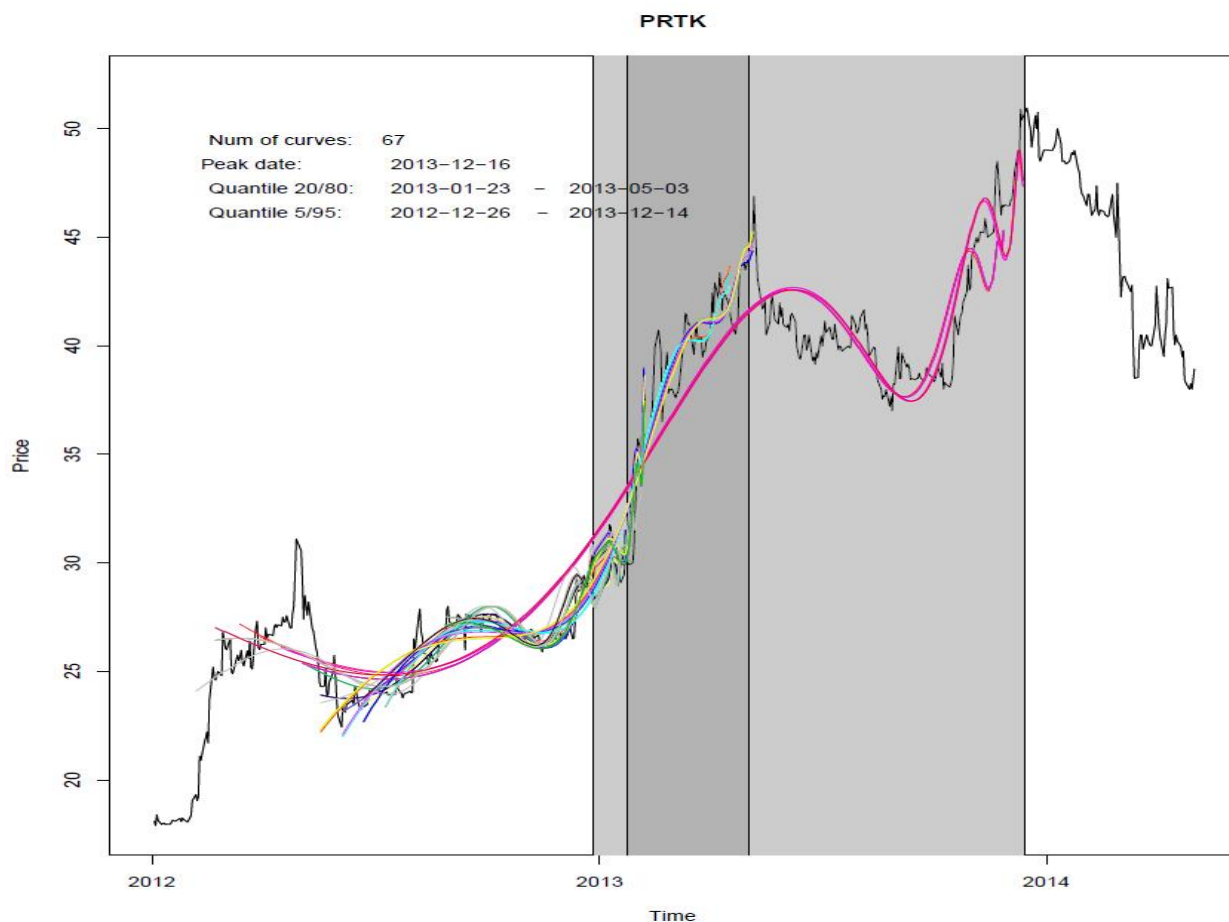


Рисунок 6.10. Результат оценки модели LPPL на обыкновенных акциях ОАО «Протек»

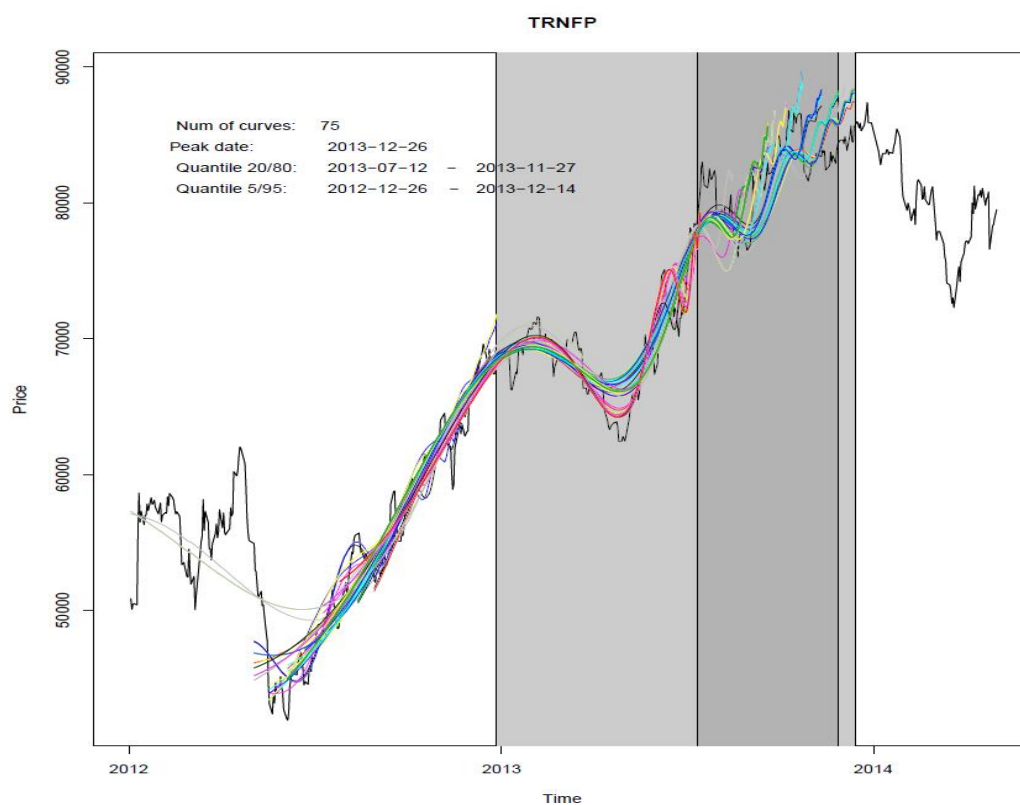


Рисунок 6.11. Результат оценки модели LPPL на обыкновенных акциях ОАО «Транснефть»

Таблица 6.1. Результат лучших оценок параметров модели LPPL

Инструмент	Дата начала	Дата окончания	A	B	C_1	C_2	m	ω
MNPZ	2012-01-03	2012-11-15	5925	-1773,90	1335	— 1202,60	0,659	3,18
JNOSP	2012-01-03	2012-06-03	7,40	-2,35	-0,52	0,38	0,580	6,65
JNOS	2012-01-25	2013-04-16	15,78	-0,48	-4,48	-0,90	0,480	4,03
TRNFP	2012-06-04	2013-10-07	88249,00	-29451,00	501,30	— 6821,60	0,571	5,07
MTSS	2012-01-19	2012-07-10	228,90	-4,90	9,40	-10,90	0,340	5,31
LSRG	2012-05-01	2013-02-08	2506	-1962,80	-5,84	1,71	0,016	10,07
DIXY	2012-08-12	2013-06-27	470,40	-95,19	39,80	62,70	0,550	5,13
GUMM	2012-01-24	2012-10-28	53,5	-31,47	-2,18	-3,58	0,500	6,78
MGNT	2012-01-19	2013-05-22	8316	-4597,50	-145,02	100,79	0,370	8,42
PHST	2012-05-01	2013-05-22	2302	-970,50	153,60	259,00	0,650	3,41
PRTK	2012-05-16	2013-01-23	33,10	-9,00	1,56	0,50	0,263	5,34

Таблица 6.2. Список инструментов, по которым были выявлены пузыри

Идентификатор инструмента	Название эмитента
Нефтехимия	
MNPZ	Газпромнефть-МНПЗ
JNOS	СН-ЯНОС
JNOSP	СН-ЯНОС
Нефть и газ	
TRNFP	Транснефть
Связь	
MTSS	МТС
Строительство	
LSRG	ЛСР
Торговля	
DIXY	Дикси
GUMM	ГУМ
MGNT	Магнит
Фармацевтика	
PHST	Фармстандарт
PRTK	Протек

Таблица 6.3. Список инструментов, по которым пузырей не наблюдалось

Идентификатор инструмента	Название эмитента
Нефтехимия	
VLHZ	ВХЗ
NKNC	НКНХ
KZOS	Казаньоргсинтез
Нефть и газ	
BANEP	Башнефть
Связь	
RTKM	Ростелеком
Строительство	
TUCH	Тучковский КСМ
Торговля	
SCON	7Континент
APTK	Аптека 36.6
MVID	М.Видео
Фармацевтика	
DIOD	Диод

VRPH	Верофарм
------	----------

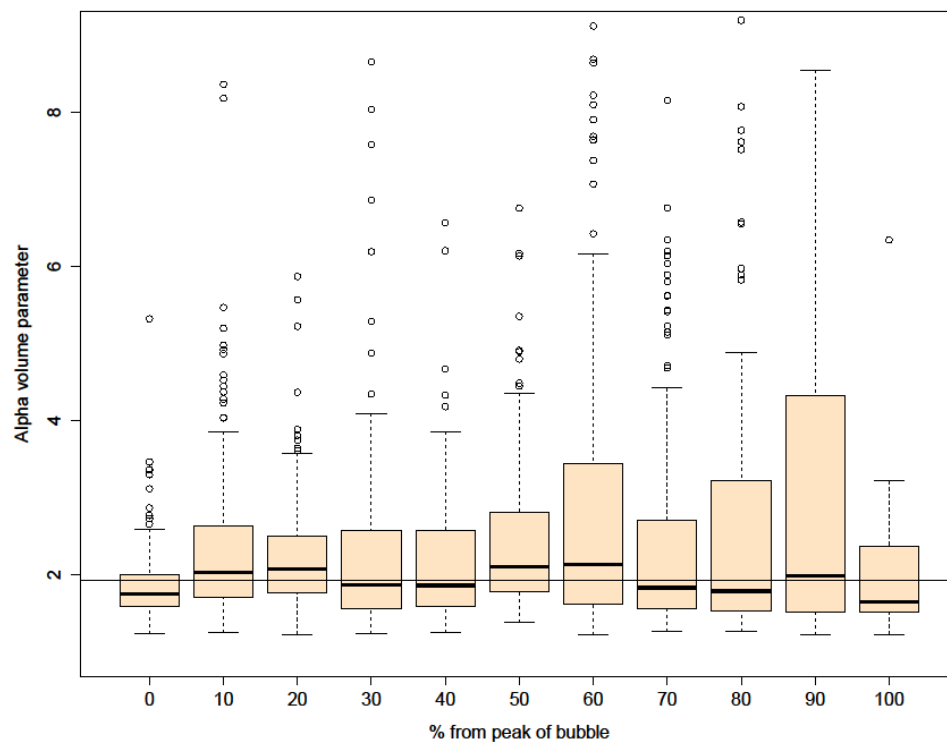


Рисунок 6.12. Зависимость параметра наклона в распределении объемов заявок от состояния финансового пузыря

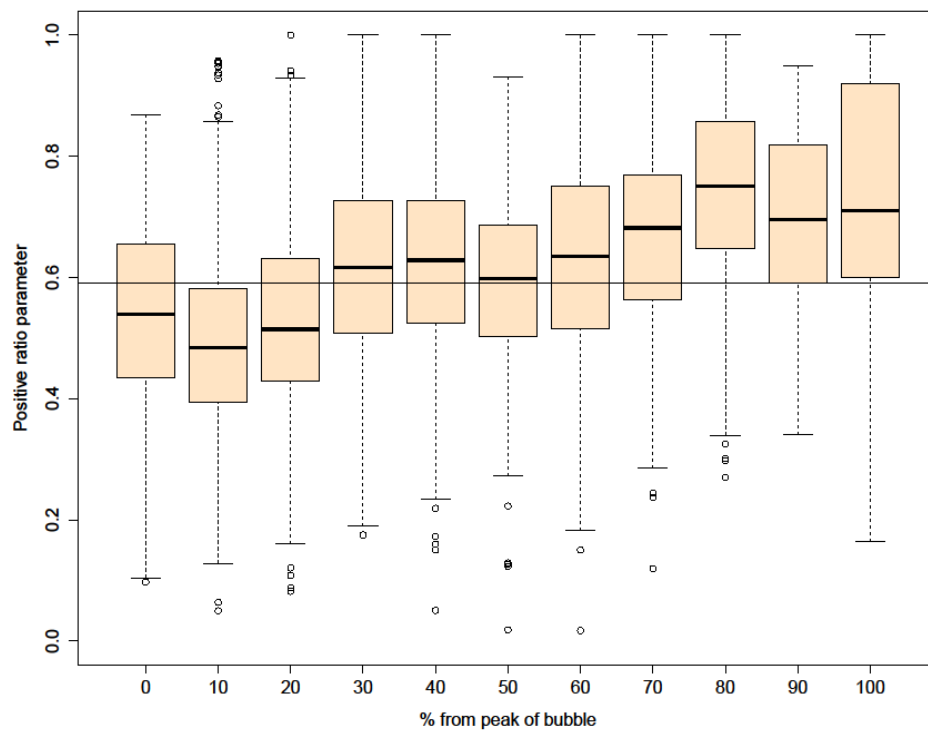


Рисунок 6.13. Зависимость доли заявок, приходящих на противоположную сторону книги заявок, от состояния финансового пузыря

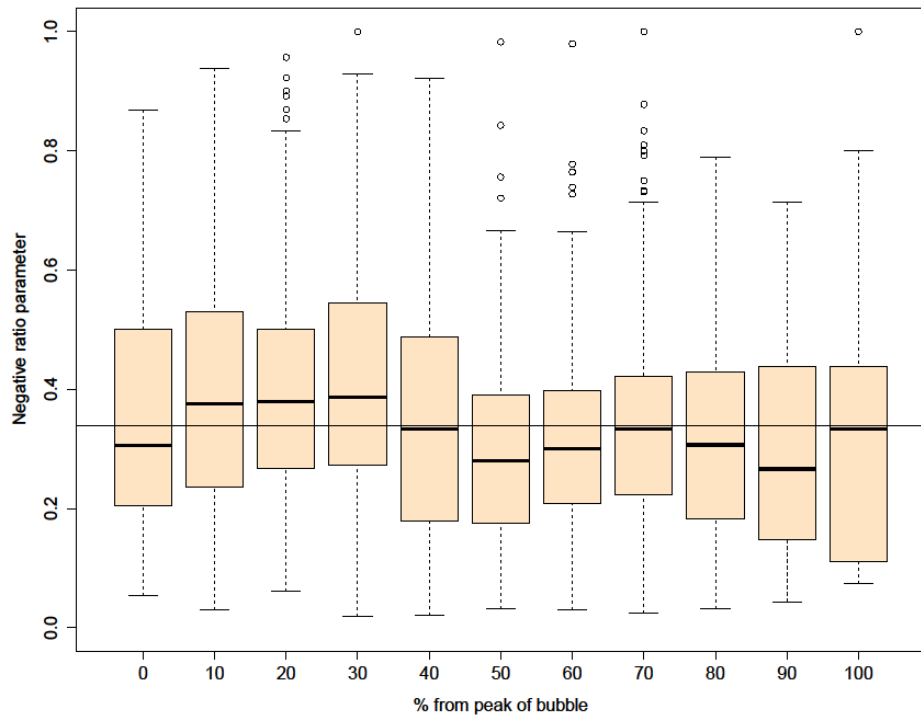


Рисунок 6.14. Зависимость доли заявок приходящих вглубь книги заявок от состояния финансового пузыря

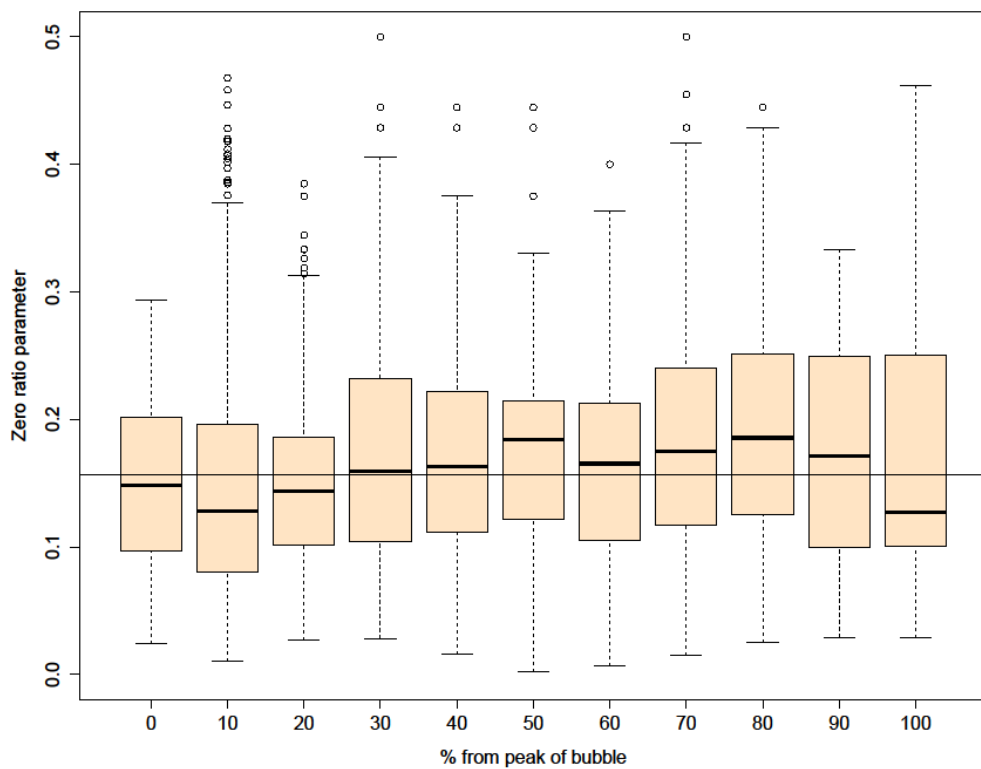


Рисунок 6.15. Зависимость доли заявок, приходящих на лучшую цену на финансовом рынке, от состояния финансового пузыря

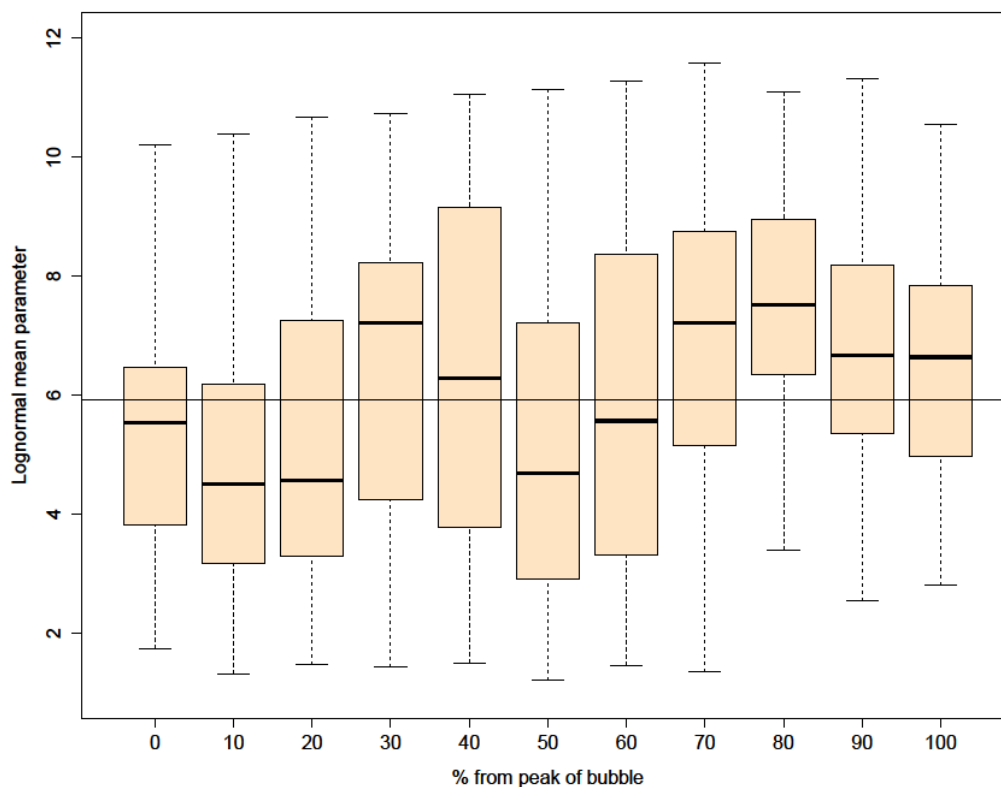


Рисунок 6.16. Зависимость параметра среднего логнормального распределения расстояния цен приходящих заявок от состояния финансового пузыря

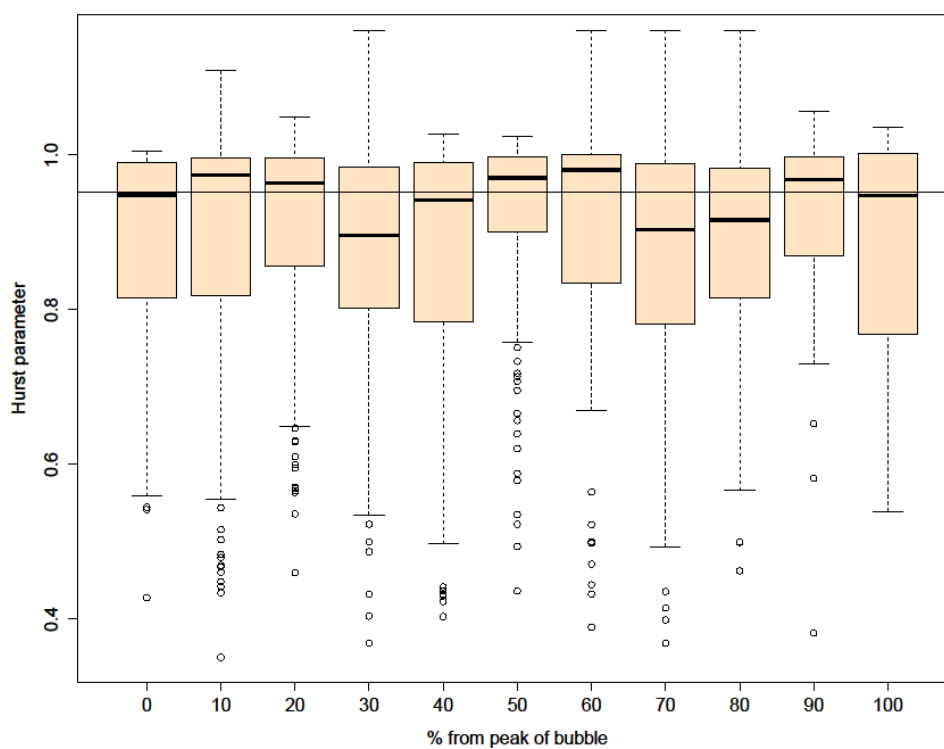


Рисунок 6.17. Зависимость коэффициента Херста в знаках потока приходящих заявок от состояния финансового пузыря

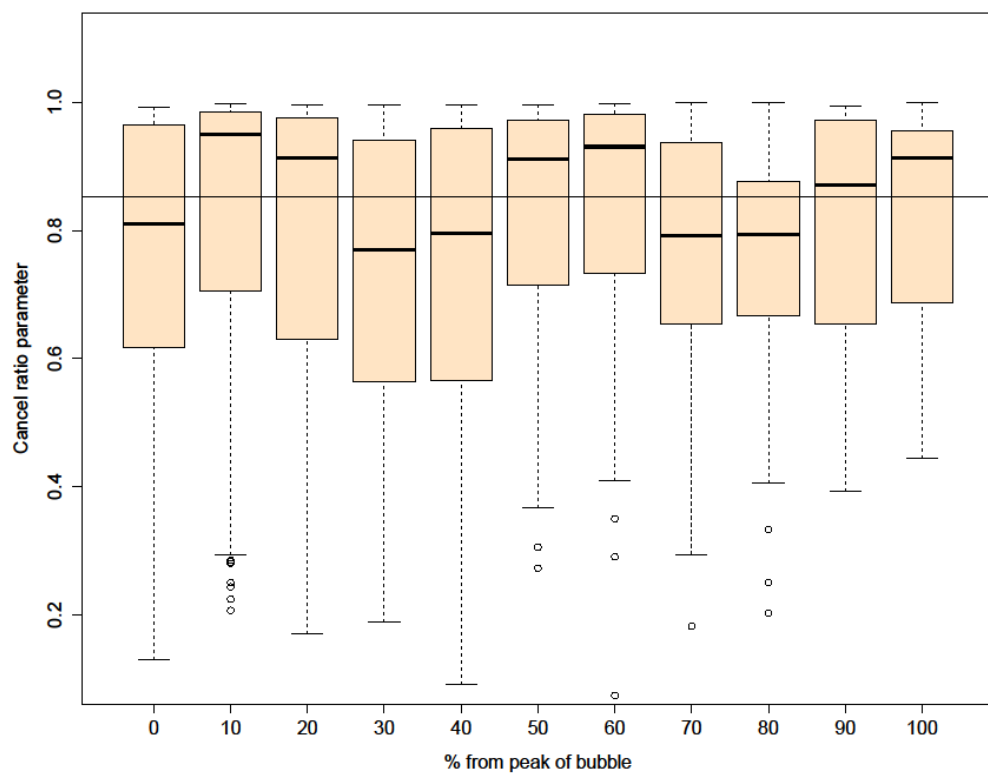


Рисунок 6.18. Зависимость коэффициента доли отмененных заявок от состояния финансового пузыря

Приложение 7. Справка о внедрении результатов диссертационной работы в образовательный процесс ФГБОУ ВПО ПГНИУ

СПРАВКА о внедрении результатов диссертационной работы Арбузова Вячеслава Олеговича

Данной справкой подтверждаем, что положения теоретического, методологического и практического характера, связанные с разработкой имитационных моделей фондового рынка, изложенные в диссертации на соискание учёной степени кандидата экономических наук Арбузова В.О., успешно используются в программах подготовки специалистов кафедры информационных систем и математических методов в экономике и магистров по направлению «Прикладная математика и информатика» ПГНИУ.

Разработанная в диссертационной работе методика построения имитационных моделей прогнозирования последствий регулирования фондового рынка, учитывающая технологические особенности рынка, и её инструментальная реализация используются при чтении лекций и проведении практических занятий и лабораторных работ по дисциплинам «Теория управления риском» и «Рыночная микроструктура». Использование в учебных программах кафедры ИСММЭ результатов диссертационной работы Арбузова В.О., позволяет студентам осваивать современные информационные технологии и методы эконометрического и имитационного моделирования.

Начальник Учебно-методического управления



Полянин А.Б.

Заместитель декана экономического факультета
по учебной работе, к.э.н., доцент

Бородина М.А.

Зам.зав. кафедрой информационных систем
и математических методов в экономике
к.ф.-м.н., доцент

Бячков А.Б.

Приложение 8. Справка о внедрении результатов диссертационной работы в ЗАО «ПРОГНОЗ»

PROGNOZ

ЗАО «ПРОГНОЗ»
ИНН 5903037635
614068, г. Пермь, ул. С. Данщина, 5
тел. +7 (342) 240 36 63
факс +7 (342) 240 37 70
prognoz@prognoz.ru
www.prognoz.ru

Справка о внедрении результатов диссертационной работы Арбузова Вячеслава Олеговича

Настоящим подтверждаем, что результаты, полученные в диссертационной работе Арбузова Вячеслава Олеговича, были использованы при реализации проекта по созданию программного комплекса имитационного моделирования сингапурского фондового рынка для денежно-кредитного управления Сингапура – центрального банка, осуществляющего надзор за финансовыми услугами и мониторинг финансовой стабильности Сингапура. Программный комплекс имитационного моделирования фондового рынка разработан с целью операционного (до 5 лет) и долгосрочного прогнозирования последствий регулирования фондового рынка.

В данной работе В.О. Арбузов принимал непосредственное участие в качестве ведущего аналитика и проектировщика имитационного комплекса от разработчика – ЗАО «ПРОГНОЗ».

Программный комплекс используется сотрудниками денежно-кредитного управления Сингапура в качестве автоматизированной поддержки прогнозирования последствий регулирования фондового рынка.

Заместитель генерального директора
по научным исследованиям ЗАО «ПРОГНОЗ»,
к.э.н.



С.В. Ивлиев
С.В. Ивлиев