

АВТОНОМНАЯ ОБРАЗОВАТЕЛЬНАЯ
НЕКОММЕРЧЕСКАЯ ОРГАНИЗАЦИЯ
ИНСТИТУТ МЕНЕДЖМЕНТА, МАРКЕТИНГА И ФИНАНСОВ

На правах рукописи

ФИЛАТОВ ДАНИЛА АЛЕКСАНДРОВИЧ

МОДЕЛИРОВАНИЕ И АНАЛИЗ ФИНАНСОВЫХ РЫНКОВ НА ОСНОВЕ
МЕТОДОВ НЕЛИНЕЙНОЙ ДИНАМИКИ

специальность 08.00.13 – Математические и инструментальные
методы экономики

ДИССЕРТАЦИЯ
на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель: доктор экономических наук,
профессор Яновский Л.П.

Воронеж - 2007

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	3
1. Исторический обзор теории финансового инвестирования.....	11
1.1. Классические теории динамики финансовых рынков.....	11
1.2. Теория формирования оптимальных портфелей финансовых активов	34
1.3. Эконометрические модели и методы.....	49
2. Разработка и использование теории частично детерминирован- ных временных рядов к исследованию динамики финансовых рынков.....	54
2.1. Анализ основных фрактальных характеристик финансовых рядов.....	54
2.2. Эмпирическая оценка величины мультипликативной случай- ной компоненты временного ряда	74
2.3. Применение теории хаоса и элементов технического анализа к исследованию динамики финансовых крахов	81
3. Теория и практическое использование гипотезы когерентных рынков на основе модели Веге-Изинга.....	102
3.1. Гипотеза когерентных рынков	102
3.2. Разработка способов подсчета характеристик модели Веге-Изинга.....	121
3.3. Тестирование системы торговли, основанной на распознавании фазы рынка	127
Заключение.....	137
Список использованных источников	139
 П р и л о ж е н и е 1. Программная реализация вычисления параметров модели Веге-Изинга.....	153
 П р и л о ж е н и е 2. Влияние изменений управляющих параметров на вид функции плотности вероятности.....	156

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Современный финансовый рынок характеризуется значительной сложностью протекающих на нем процессов. Возрастают риски, происходит глобализация международных рынков, увеличивается волатильность валют, процентных ставок, курсов ценных бумаг и цен на сырьевые товары и, как итог, финансовые рынки стали более нестабильными, сложными, рискованными и дерегулированными. Стандартные методы моделирования временных рядов для анализа и прогнозирования процессов, происходящих на финансовых рынках, в таких условиях часто дают неудовлетворительные результаты. Можно отметить разрыв между действительными экономическими реалиями и экономическими теориями.

В этой связи построение формальных моделей, позволяющих лучше понять структуру и поведение рынка, как единого целого, так и его составляющих, долгое время привлекали и продолжают привлекать внимание практиков и исследователей. В настоящее время становятся особенно актуальными работы, позволяющие хотя бы в минимальной степени смоделировать и объяснить законы этого рынка. Эти работы важны и для инвесторов, интересующихся возможностью прогнозирования поведения цен финансовых активов, и для регулирующих органов, которых интересует возможность влияния на рынок так, чтобы он наилучшим образом соответствовал целям развития экономики.

В последнее время все большее внимание уделяется исследованию финансовых временных рядов с точки зрения теории хаоса. Это достаточно новая область, которая представляет собой активно развивающийся раздел математических методов экономики. Математическая теория хаоса, являющаяся одним из направлений нелинейной динамики, позволяет выявить сущность глубинных экономических процессов, часто скрытых и неявных, и разработать основу для принятия решений в таких ситуациях.

Возрастание интереса к нелинейной динамике можно связать в основном с двумя факторами – широким распространением и доступностью мощ-

ных персональных компьютеров и осознанием важности изучения динамики хаотических систем. Появление ПК вызвало к жизни экспериментальные исследования, которые оказались необходимы ввиду неполноты теоретических представлений в данной области. Те методы и алгоритмы, которые еще совсем недавно не могли быть использованы по причине их большой сложности и ресурсоемкости, с успехом реализуются сейчас.

Работа выполнена в соответствии с одним из основных направлений научных исследований Института менеджмента, маркетинга и финансов «Системный анализ и управление экономическими системами с использованием современных математических методов и информационных технологий».

Степень разработанности проблемы.

Значительный вклад в исследование рынка ценных бумаг и развитие теории инвестиций в целом внесли, прежде всего, лауреаты Нобелевских премий (Дж. Тобин (1981), Г. Марковиц (1990), У.Ф. Шарп (1990), М. Шоулс (1997), Р. Ингл (2003)), а также ряд других зарубежных (Г. Дж. Александер, Дж. В. Бейли, Г. Дженкинс, Дж. Линтнер, Д. Мерфи, Дж. Моссин, Д. Нельсон, С. Росс и др.) и отечественных (Л.О. Бабешко, А.В. Воронцовский, В.В. Давнис, В.Н. Едророва, Д.А. Ендовицкий, Ю.П. Лукашин, Я.М. Миркин, А.О. Недосекин, Е.М. Четыркин и др.) ученых.

Применение методов нелинейной динамики к исследованию финансового рынка было начато Б. Мандельбротом, Б. Лебэроном, А. Броком, Д. Сье и продолжено Т. Веге, Д. Сорнетте, Э. Петерсом, Г.Г. Малинецким, А.Б. Потаповым, Л.П. Явновским, В.А. Перепелица, Е.В. Поповой, Л.Н. Сергеевой, М.М. Дубовиковым, Н.В. Старченко и другими.

Цели и задачи диссертационной работы. Целью данного исследования является совершенствование и развитие методологического аппарата теории нелинейной динамики и создание на этой основе новых методик анализа процессов происходящих на российских и международных финансовых рынках.

Для реализации поставленной цели в диссертационной работе ставятся следующие задачи:

- исследование подходов к оценке стоимости финансовых активов, разработанных в рамках как линейной, так и нелинейной парадигмы;
- применение методологического аппарата нелинейной динамики к моделированию и анализу процессов, протекающих на рынках ценных бумаг;
- выявление критериев, позволяющих выбирать финансовые активы для инвестирования;
- разработка методики, позволяющей классифицировать финансовые крахи и идентифицировать наличие финансового «пузыря»;
- разработка методики расчета параметров модели Веge-Изинга, построенной на основе гипотезы когерентных рынков;
- исследование прикладных возможностей разрабатываемых моделей и процедур;
- осуществление программной реализации расчета параметров состояния финансового рынка и торговых сигналов.

Предмет и объект исследования. Предметом исследования в настоящей работе являются математические, физические и экономические инструменты оценки, анализа и прогнозирования стоимости финансовых активов.

В соответствии с поставленной целью, объектом исследования является зарубежные и российские фондовые и валютные рынки и связанные с ними финансовые инструменты.

Методология исследования. Методологическую основу исследования составили современная теория финансовых рынков, а также последние достижения в области эконофизического моделирования. В процессе работы над диссертацией использовались труды отечественных и зарубежных ученых в области эконометрического моделирования финансовых процессов методами нелинейной динамики, анализа рынка ценных бумаг, финансового и инвестиционного менеджмента.

Были использованы материалы научной периодической печати, Интернет-ресурсы, архивы котировок цен акций и индексов (www.finance.yahoo.com, www.rts.ru). Эти данные составили эмпирическую базу исследования.

При выполнении диссертационной работы применялись хорошо известные в профессиональной литературе методы нелинейной динамики, наряду с методами эконометрического, статистического и экономического анализа.

Обработка данных проводилась на ПЭВМ с использованием пакетов статистического анализа данных.

Диссертационная работа выполнена в рамках п. 1.6. «Математический анализ и моделирование процессов в финансовом секторе экономики ...», п. 1.9. «Разработка и развитие математических методов и моделей анализа и прогнозирования развития социально-экономических процессов общественной жизни...» паспорта специальности 08.00.13 – «Математические и инструментальные методы экономики».

Научная новизна. В работе представлен основанный на физико-математическом аппарате подход, обеспечивающий построение математической модели для анализа финансово-экономических процессов.

В работе получены следующие результаты, отличающиеся научной новизной:

- введено понятие «частично детерминированного временного ряда», отражающее в динамике стоимости финансовых активов одновременное присутствие как случайной, так и детерминированной компоненты;
- выдвинута гипотеза о степени роста корреляционной размерности частично детерминированного ряда в зависимости от степени детерминированности, позволяющая количественно оценить процентную характеристику детерминированной и случайной компонент в структуре ряда;
- сформулированы рекомендации по выбору финансовых активов для инвестирования в зависимости от степени детерминированности ценового ряда актива;

- предложена методика на основе гипотезы о росте корреляционной размерности ряда, позволяющая классифицировать финансовые крахи на два основных типа и идентифицировать наличие финансового «пузыря»;
- получены регрессионные уравнения в рамках гипотезы когерентных рынков и модели Веge-Изинга для расчета числа участников рынка, степени согласованности инвесторов и параметра, отражающего воздействие на рынок внешних экономических факторов;
- предложена методика анализа числа участников рынка на основе гипотезы когерентного рынка, отличающаяся положением об изменчивости числа участников рынка в зависимости от состояния рынка и рассматриваемого временного интервала;
- предложена стратегия работы инвестора на финансовых рынках, отличающаяся учетом предварительной идентификации текущего состояния рынка.

На защиту выносятся следующие основные положения:

- понятие «частично детерминированного временного ряда», как ряда содержащего компоненты детерминированного и случайного хаоса;
- методика оценки «степени детерминированности ряда», позволяющая выявлять долю случайной и детерминированной компоненты в структуре ряда;
- методика, позволяющая классифицировать финансовые крахи на два основных типа и идентифицировать наличие финансового «пузыря»;
- методика оценки параметров модели когерентного рынка, позволяющая определить фазу рыночного состояния;
- положение о переменном числе участников рынка в зависимости от его состояния и о связи степени согласованности мнений инвесторов с постоянной Херста из теории нелинейной динамики;
- стратегия работы на финансовых рынках с учетом фазы рынка, позволяющая получить более высокую доходность и меньший риск по сравнению со стратегиями пассивного инвестирования.

Апробация и внедрение результатов работы. Основные результаты исследования докладывались и обсуждались на: семинарах и научных сессиях в Институте менеджмента, маркетинга и финансов; Международной научной школе-семинаре «Методы математического и компьютерного планирования и прогнозирования в экономике» (Орел, 2003, 2004); Всероссийской научно-практической конференции «Экономическое прогнозирование: модели и методы» (Воронеж, 2004); Международной научно-практической конференции «Актуальные проблемы современных наук: Теория и практика» (Днепропетровск, 2005); VII Международном симпозиуме «Математическое моделирование и компьютерные технологии» (Кисловодск, 2005); Международной научно-практической конференции «Экономическое прогнозирование: модели и методы» (Воронеж, 2005, 2006, 2007).

Практическая значимость исследования заключается в том, что сформулированные выводы и предложения, разработанные модели и алгоритмы могут быть использованы финансовыми учреждениями, частными инвесторами, разработчиками информационно-аналитических систем, другими субъектами рынка ценных бумаг в качестве инструментария для получения дополнительной информации, способствующей повышению степени обоснованности инвестиционных решений.

Предложенные методы, модели и программы прошли успешную верификацию на реальных временных рядах американского и российского финансового рынка.

Отдельные результаты диссертационного исследования нашли применения в практической деятельности финансовых компаний ООО «Воронежская инвестиционная палата» и ООО «Реплигон», что подтверждается актами внедрения. Некоторые положения диссертационной работы, а именно методика оценки параметров модели когерентного рынка, позволяющая определить фазу рыночного состояния, а также методика, позволяющая классифицировать финансовые крахи на два основных типа и идентифицировать наличие финансового «пузыря» - внедрены в учебный процесс по направлению

«080100» «Экономика» Института менеджмента, маркетинга и финансов, г. Воронеж.

Публикации. По теме диссертационного исследования опубликовано 15 работ, в том числе 1 статья в издании, рекомендованном ВАК России («Финансы и кредит»), 1 монография, 1 статья в центральном журнале, практикующем предварительное рецензирование, 1 программа для ПЭВМ, 6 работ в сборниках материалов научно-практических конференций, 5 статей в сборниках научных трудов. В монографии [27] автором предложены методические указания для оценки доли детерминированной компоненты для временных рядов, а также показана согласованность данного показателя с показателем определяющим степень персистентности ряда. В работах выполненных в соавторстве [97, 98 101, 104], лично автору принадлежит применение алгоритма определения процента детерминированного хаоса к оценке финансовых кризисов. В [101, 105, 106] в ходе эмпирической проверки оценена степень влияния случайного шума на рост корреляционной размерности ряда, а также предложен алгоритм позволяющий выделить в структуре ряда детерминированную и случайную компоненту. В работах [102, 103] предложен новый индикатор позволяющий определить является ли рынок трендовым. В [97, 98, 99, 100, 107] получены регрессионные уравнения для расчета числа участников рынка в модели Веge-Изинга, степени согласованности инвесторов и величины, отражающей воздействие на рынок внешних экономических факторов. В [99, 100] автор определяет влияние управляющих параметров на вид функции плотности распределения доходности в модели Веge-Изинга.

Объем и структура работы. Диссертация состоит из введения, трех глав, выводов и предложений, списка используемой литературы из 156 наименования, в т.ч. англоязычных – 47, и приложений. Основной текст изложен на 138 страницах, содержит 11 таблиц, 47 рисунков.

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, определены предмет и объект исследования, сформулирована цель и поставлены задачи,

решение которых необходимо для ее достижения, раскрыта научная новизна и практическая значимость результатов исследования.

В первой главе раскрыты проблемы анализа финансового рынка и его инструментов, приведен аналитический обзор современных подходов к оценке стоимости финансовых активов, разработанных в рамках как линейной, так и нелинейной парадигмы.

Во второй главе исследуются числовые характеристики детерминированного хаоса, и на основании эмпирических расчетов выводится новая характеристика - процентное содержание случайного и детерминированного хаоса в финансовом ряду. Разработанная методика применяется для анализа динамики наиболее глобальных рыночных кризисов, случившихся в последней четверти XX века.

В третьей главе анализируется теория когерентного финансового рынка на примере поведения индекса SP-500. В отличие от предыдущих частей работы здесь предлагается многофакторная модель поведения финансового рынка, в основе которой лежит физическая модель Изинга плотности вероятности распределения намагниченности в ферромагнетике.

В заключении изложены основные научные результаты и выводы диссертационного исследования.

1. ИСТОРИЧЕСКИЙ ОБЗОР ТЕОРИИ ФИНАНСОВОГО ИНВЕСТИРОВАНИЯ

1.1. Классические теории динамики финансовых рынков

Традиционно выделяют три основных направления в поисках инструментов для анализа и прогнозирования финансовых активов: это фундаментальный, технический и количественный виды анализа [67]. Начиная с 1920-х и вплоть до середины 1970-х гг. в рыночном анализе доминировали фундаменталисты (последователи фундаментального анализа) и техники (последователи технического анализа). В 1950-е годы к ним добавилась третья группа – сторонников количественного анализа (последователи Башелье). Один из основателей фундаментального анализа Бенджамин Грехем был также и одним из первых пропагандистом количественного метода. Грехем утверждал, что, анализируя компанию, никогда не следует разговаривать с ее руководством, а сфокусироваться стоит исключительно на числах, так как руководство всегда может убедить аналитика в своей точке зрения.

С развитием компьютерных технологий чистый фундаментальный анализ начал сдавать свои позиции, технический анализ расширяться за счет включения в себя все более изощренных инструментов [38], а количественный анализ окончательно отделился от фундаментального. Количественники стали покупать и продавать акции исключительно на основании количественного анализа, не обращая внимания на реальный бизнес компании или ее текущую рыночную стоимость (так, инвестиционная компания под управлением Д.Е. Шоу, <http://www.deshaw.com>, используя сложные алгоритмы отыскания малейших приращений цен на рынке, порой отвечает за целых 50% объема торгов на Нью-йоркской фондовой бирже за день). Рассмотрим данные подходы более подробно.

Фундаментальный анализ. Фундаментальный анализ [28, 47] основывается на изучении общих экономических условий, состояний отраслей экономики, положении отдельных компаний, чьи ценные бумаги обращаются на

рынке. Отличительной чертой фундаментального анализа является изучение сущности происходящих на рынке процессов, ориентация на установление глубинных причин изменения экономической ситуации путем выявления сложных взаимосвязей между различными явлениями.

В применении к анализу ценных бумаг можно выделить следующие уровни проведения фундаментального анализа [14].

Первый уровень - анализ состояния экономики в целом. Эта информация помогает выяснить, насколько общая ситуация благоприятна для инвестирования. Макроэкономическая ситуация имеет огромное значение, и неустойчивость на этом уровне может повлиять на ожидаемый доход даже по перспективным активам. К факторам влияющим на макроэкономическую обстановку относятся не только экономические, но и политические и социальные факторы.

С точки зрения экономики, исследователи выделяют ряды макроэкономических индикаторов, воздействие которых оказывает ощутимое влияние на финансовые рынки. Так, для рынка США можно выделить [61] следующие закономерности в воздействии (см. табл. 1.1):

Т а б л и ц а 1.1

Воздействие роста макроэкономических индикаторов на валютный и фондовый рынки

Индикатор	Влияние роста индикатора		
	Доллар США	Акции	Облигации (дох-ть)
-1-	-2-	-3-	-4-
Ведущие индикаторы			
ВВП	Рост	Рост	Рост
Дефицит платежного баланса	Снижение	с.в. ¹	с.в.
Дефицит торгового баланса	Снижение	с.в.	с.в.
Индекс ведущих индикаторов	Рост	Рост	Рост
Дефицит федерального бюджета	Снижение	с.в.	с.в.

¹ с.в. - слабое влияние

-1-	-2-	-3-	-4-
Рынок труда			
Уровень безработицы	Снижение	Снижение	Снижение
Занятость в несельскохозяйственном секторе	Рост	Рост	Рост
Личные доходы /личные расходы	Рост	Рост	Рост
Производительность труда	Рост	Рост	Рост
Первичные обращения за пособием по безработице	Снижение	Снижение	Снижение
Инфляция			
Индекс потребительских цен	Снижение	Снижение	Рост
Индекс промышленных цен	Снижение	Снижение	Рост
Дефлятор ВВП	Снижение	Снижение	Рост
Недвижимость			
Разрешения на строительство	Рост	Рост	Рост
Продажи новых домов	Рост	Рост	Рост
Затраты на строительство	с.в.	Рост	Рост
Количество проданных домов на вторичном рынке	Рост	Рост	Рост
Торговля			
Розничные продажи	Рост	Рост	Рост
Заказы товаров длительного пользования	Рост	Рост	Рост
Промышленность			
Индекс промышленного производства	Рост	Рост	Рост
Коэффициент загруженности производственных мощностей	Рост	Рост	Рост
Заказ промышленности	Рост	Рост	Рост
Бизнес-климат			
Индекс деловой активности	Рост	Рост	Рост
Индекс активности деловой Ассоциации менеджеров в Чикаго	Рост	Рост	Рост
Индекс доверия потребителей	Рост	Рост	Рост
Индекс настроения потребителей	Рост	Рост	Рост

Отметим, что для того, чтобы правильно понять смысл изменения экономических индикаторов и оценить их последствия, необходимо учитывать циклический характер экономики [47]. Одно и то же значение экономического индикатора может иметь разный экономический смысл в зависимости от того, на какой стадии экономического цикла (рецессии, восстановления или подъема) оно наблюдается.

Второй уровень фундаментального анализа – отраслевой анализ. В результате проведения данного анализа инвестор выбирает отрасль, представляющую для него интерес. Ведь даже в условиях мощного экономического подъема инвестирование совсем не в любую отрасль может гарантировать прибыль и позволит избежать потерь.

В рамках фундаментального анализа все отрасли делят на следующие основные группы:

1. Нарождающиеся отрасли. Как правило, предприятия этих отраслей еще не успели выпустить свои акции на рынок и потому, не всегда прямо доступны инвесторам.

2. Растущие отрасли. К ним относятся отрасли, которые находятся на начальных этапах своего становления, а также переживающие в результате внедрения новых технологий традиционные отрасли.

3. Стабильные отрасли. Отрасли, отличающиеся устойчивостью своего развития. В таких отраслях объемы продаж и прибыль относительно стабильны и устойчивы даже в периоды экономических трудностей. Вложения в ценные бумаги компаний этой отрасли можно охарактеризовать высокой надежностью, и, как следствие, низкой доходностью.

Третий уровень фундаментального анализа – анализ компаний, в ходе которого изучаются финансово-хозяйственное положение компаний за несколько последних лет, эффективность управления, прогнозируются перспективы развития. Исследователь пытается оценить определить истинную, справедливую стоимость исследуемого актива. Сравнивая такую справедливую стоимость с текущей оценкой рынка (рыночной ценой), делается вывод о

переоцененности или недооцененности товара. Основоположниками такого "стоимостного" инвестирования считаются Бенджамин Грехем и Дэвидом Додд.

Можно выделить следующие этапы в оценке стоимости компании и ее акций [29, 34, 56]:

1. Сбор пакета финансовой информации. В качестве источников исследуются данные годовых и квартальных отчетов компании, публикации в прессе, материалы собраний акционеров, публичные выступления руководителей компании, исследования специализированных организаций.

2. Анализ данных о потоках наличности. Рассматривая потоки наличности от операций, инвестору необходимо ответить на ряд вопросов. Возрастают ли потоки наличности? Являются ли позитивные показатели потока наличности следствием ведения операций по основному бизнесу? За счет чего финансируется рост компании?

3. Анализ баланса компании. Изучаются значения балансовых коэффициентов компании за последние кварталы, включая текущий коэффициент, коэффициент мгновенной ликвидности, оборот дебиторской задолженности, оборачиваемость товарных запасов, соотношение собственных и заемных средств и т.д.

4. Анализ отчетов о прибыли за последние кварталы. Для определения того растут или падают продажи и операционная прибыль, сравниваются показатели квартальных результатов по отношению к соответствующим периодам прошлого года.

5. Анализ отчета о доходах высших должностных лиц, включая данные об их заработной плате, бонусах и принадлежащих им долях акций компании.

6. Оценка текущей стоимости акций. Для этого изучаются такие коэффициенты, как: капитализация, Profit Margin (прибыльность продаж), Gross Margin (валовая прибыль), EPS (прибыль на акцию), P/E (показатель отноше-

ния цены акции к доходу на акцию), ROE (рентабельность собственного капитала), PR (показатель выплаты дивидендов) и др.

7. Прогноз стоимости акций. На основании информации полученной при анализе исследователь создает модель прибыли интересующей его компании и модель чистой текущей стоимости на базе будущих потоков наличности.

Отметим, что, как правило, именно фундаментальная оценка компании является основанием для присвоения ей рейтинга. Рейтинг [49] представляет собой мнение о способности и юридической обязанности эмитента производить выплаты по основной части и процентам по ценным бумагам долгового характера. Предназначение рейтингов – произвести ранжирование в рамках единой и последовательной системы, относительные уровни риска долговых обязательств и их эмитентов. При этом публикация рейтинга - это не совет купить или продать какую-либо ценную бумагу. Это информация к сведению инвесторов, управляющих портфелями и других участников рынка ценных бумаг.

Существует две основные группы объектов рейтинговых оценок финансового рынка – рейтинги ценных бумаг и рейтинги финансовых позиций участников рынка.

Рейтинг ценной бумаги еще называют кредитным рейтингом (то есть сравнительной оценкой кредитного риска). Шкала рейтинга делится между крайними точками: ценные бумаги инвестиционного класса и спекулятивные ценные бумаги. В соответствии с позицией занимаемой на этой шкале, такие агентства как Standard&Poors, Moody's Investors Service, Fitch присваивают ценным бумагам комбинации букв, обозначающих качество ценных бумаг.

Рейтинги, оценивающие финансовую позицию компании, строятся на учете набора показателей. Так компания «А. М. Best Co» производит оценку на основании количественных методов анализа рентабельности, соотношения собственных и заемных средств, ликвидности активов, качества диверсифи-

кации рисков и т.д. Другое агентство «Waise Research Inc.» анализирует только официально публикуемую информацию (например: данные баланса, отчет о прибылях и убытка и др.).

Зачастую инвесторы принимают решение о покупках акций компании, в том числе, ориентируясь на ее рейтинг. Кроме того, некоторые крупные портфельные инвесторы, такие как пенсионные фонды, просто формально не могут совершать операции с компаниями, чей рейтинг низок. Поэтому повышение рейтинга сопровождается притоком «свежих» денег тем самым, повышая капитализацию соответствующих эмитентов.

Несмотря на то, что, фундаментальный анализ, являясь попыткой объективно отразить экономические условия функционирования компаний, отметим, что сама фундаментальная информация часто «нечеткая» и «размытая», и, как следствие, интерпретация такой информации зависит от субъективного мнения человека ее интерпретирующего. Кроме того, те, кто пользуются этим типом инвестирования, основывают свои решения на информации, которая, как правило, уже известна всем основным участникам рынка, а значит, информация может быть уже учтена в цене акций.

Тем не менее, на рынке можно заметить, что компании, имеющие фундаментальные преимущества, в долгосрочном плане имеют рост котировок акций, превосходящий среднерыночную динамику. Если же рынок «упал», то акции именно таких компаний падают медленнее, а при возобновлении роста быстрее остальных возвращаются к своей прежней стоимости. Эти причины указывают на полезность применения фундаментального анализа при оценки финансовых инструментов и долгосрочной работы стратегического инвестора.

Технический анализ. Исторически технический анализ имел два места рождения [75, 84, 89]. Более ранее – это феодальная Япония XVII века, где был разработан метод «Росоку но аси» или более просто - «японские свечи». Здесь он применялся для прогноза цен на рисовой бирже. Позже, только в

80-х годах прошлого века этот метод переживет свое возрождение благодаря С. Нилсону, описавшему «японские свечи» в своей книге [63]. Для западного человека предпосылки появления технического анализа появились в 90-х годах XIX века с серии передовиц Чарльза Доу в "Уолл Стрит Джорнал". Принципы, изложенные Доу [59], пользовались им для анализа индексов. В настоящее время суть этих принципов может быть выражена тремя постулатами технического анализа:

1. Рыночная цена учитывает все. Суть этого утверждения состоит в том, что любые факторы (экономические, политические, психологические и т.д.) уже учтены рынком и включены в цену. Из аналогичного предположения исходит и теория эффективного рынка, где данное утверждение по отношению к этой теории будет подробно рассмотрено. Из первого постулата следует, что единственное, что требуется для прогнозирования – это анализ графика цены финансового актива. Но, как справедливо замечает Э.Найман [61], у этого утверждения есть спорные моменты. Так, существует естественное ограничение информативности и знаний, присущее как отдельному человеку, так и рыночному сообществу в целом. Кроме того, существует обратная связь между рынком и людьми, торгующими на нем. Изменение цены оказывает прямое влияние на поведение трейдеров. Кроме того, существуют примеры того, как отдельные маркетмейкеры, используя свое знание о торговых системах, «двигают» рынок [75]. Поэтому данный постулат является лишь только неким вероятностным допущением и оценкой того, что большую часть информации рынок уже точно оценил.

2. Рынок подчиняется тенденциям. В общем случае под тенденцией понимается зависимость курса финансового актива от времени. Большинство методов технического анализа направлены на выявление тенденции и следование ей в течение всего времени существования последней. Второй постулат отражает тенденциозность, свойственную человеку и предполагает следующие следствия:

- действующий тренд, по всей вероятности, будет развиваться далее, нежели изменит направление;

- действующая тенденция будет развиваться до тех пор, пока не ослабнет.

Выделяют три типа трендов:

- «Бычий тренд» - продолжительное движение цены вверх. Определение "бычий" возникло по аналогии с быком, поднимающим вверх на своих рогах цену;

- «Медвежий тренд»- продолжительное движение цены вниз. Здесь аналогия в том, что медведь лапой опускает цену сверху-вниз;

- «Боковой тренд» - точнее это даже и не тренд, а просто «боковое движение» без определенного направления, как бы «в бок». Еще такое движение называют «флэт». К сожалению, это движение цены, являющееся самым сложным периодом для торговли, превалирует и зачастую способствует разорению неопытных трейдеров. Отметим, что на определение тренда и направленно большинство методов технического анализа.

3. Рынок закономерен. Именно это утверждение декларирует целесообразность распознавания паттернов на графике цены и является необходимым условием не только для технического, но и для статистического анализа. Фактически на этом основаны все экстраполяционные методики прогнозирования будущего. Закономерность в рынок вносит шаблонность действий людей и повторяемость их реакций. Получается, что технический анализ является средством статистической оценки массовой человеческой психологии. Справедливая критика этого постулата связана с тем, массовое поведение на рынке основано не только на массовой психологии, но и на методах, которыми пользуется сообщество трейдеров, а эти методы в свою очередь достаточно быстро меняются и модифицируются, создаются новые.

На современном этапе своего развития можно выделить следующие составные части технического анализа:

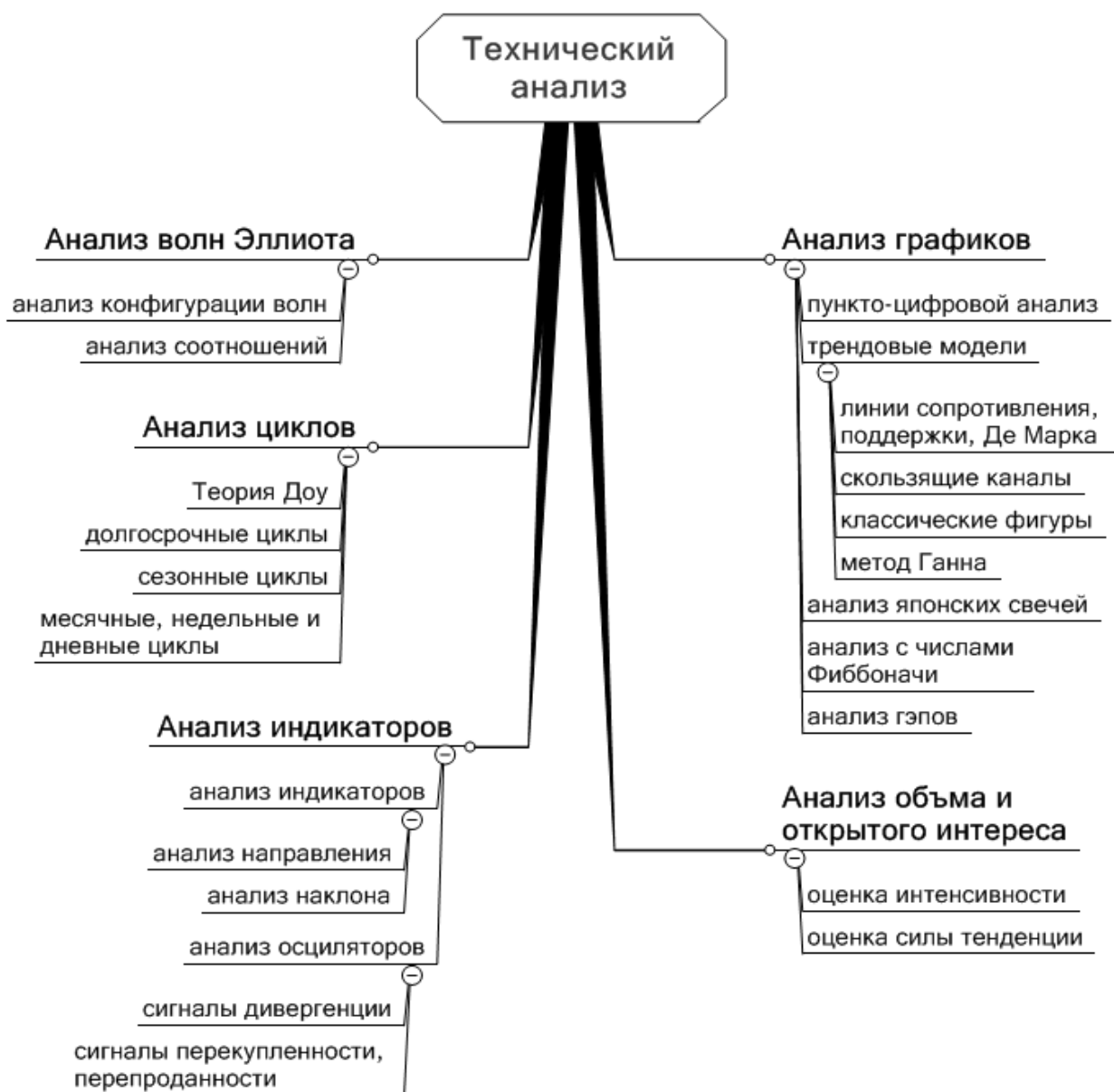


Рис. 1.1. Составляющие технического анализа

Рассмотрим некоторые из этих направлений более подробно.

Технических аналитиков раньше называли чартистами (от англ. chart – график). В конце XIX – начале XX века графики рисовались простейшими способами, сравнительно простыми были и средства их анализа. От того, насколько наглядным был график движения цены, зависел результат обработки этого материала. В настоящее время наиболее широко используются следующие основные виды графиков:

- линейный график (line charts);
- столбиковый график (bar charts);

- японские свечи (candlestick);
- график крестиков-ноликов (point&figure);
- профиль рынка (market profile).

Не будем подробно рассматривать, как строятся эти графики, отметим только, что если первые два вида используются в основном для построения на их основе различных линий (поддержки, сопротивления, фигур), то последние три вида представляют, вдобавок, самостоятельные инструменты анализа (различные комбинации элементов данных графиков могут давать сигналы к совершению транзакции).

Рассмотрение графического и «математического» средств технического анализа будет неполным, если не показать пример стандартного рабочего окна технического аналитика. На рис. 1.2 приведен столбиковый график цен акций компании General Motors (созданный при помощи программы Metastock Professional 6.0), демонстрирующий основные инструменты технического анализа.

Покажем работу этих инструментов на примере логики вопросов, появляющихся у технического аналитика при исследовании данного графика.

Основной задачей технического аналитика является определение тренда. Аналитик определяет и измеряет тенденцию с тем, чтобы потом вести торговлю в ее русле. Тенденцию характеризует направление (как было указано выше – восходящее, нисходящее и боковое), ее продолжительность (чем дольше тренд, тем больше к нему доверия), и сила (то есть величина угла наклона тренда).

На рис. 1.2 восходящий тренд определяется по тому, что каждый следующий локальный минимум ценовой тенденции оказывается выше предыдущего. При нисходящей тенденции каждый следующий локальный максимум оказывается ниже предыдущего.

Нанеся линию на последовательные локальные максимумы, трейдер может получить линию сопротивления (линии «1»-«3» на графике), соответственно, соединив последовательные локальные минимумы, мы сможем уви-

деть линию поддержки (линии «2»-«4»). Данные линии будут являться линиями тренда. Каждый пробой ценой линии тренда ставит перед аналитиком вопрос – присоединиться к проходному движению или не верить ему и торговать в противоход. Помочь в этом могут показатели объема торговли (индикатор объема торгов на графике обозначен цифрой «9»). В случае истинного прорыва – объем растет в направлении прохода (см. рис. 1.2 20-е числа мая) и падает в обратном направлении (в случае отката к только что пройденному уровню). В ином случае пробой может оказаться ложным и не дать дальнейшего движения цены. Отметим, что прорыв линии тренда 20 мая был с ценовым разрывом или гэпом (обозначен цифрой «7», рис. 1.2).

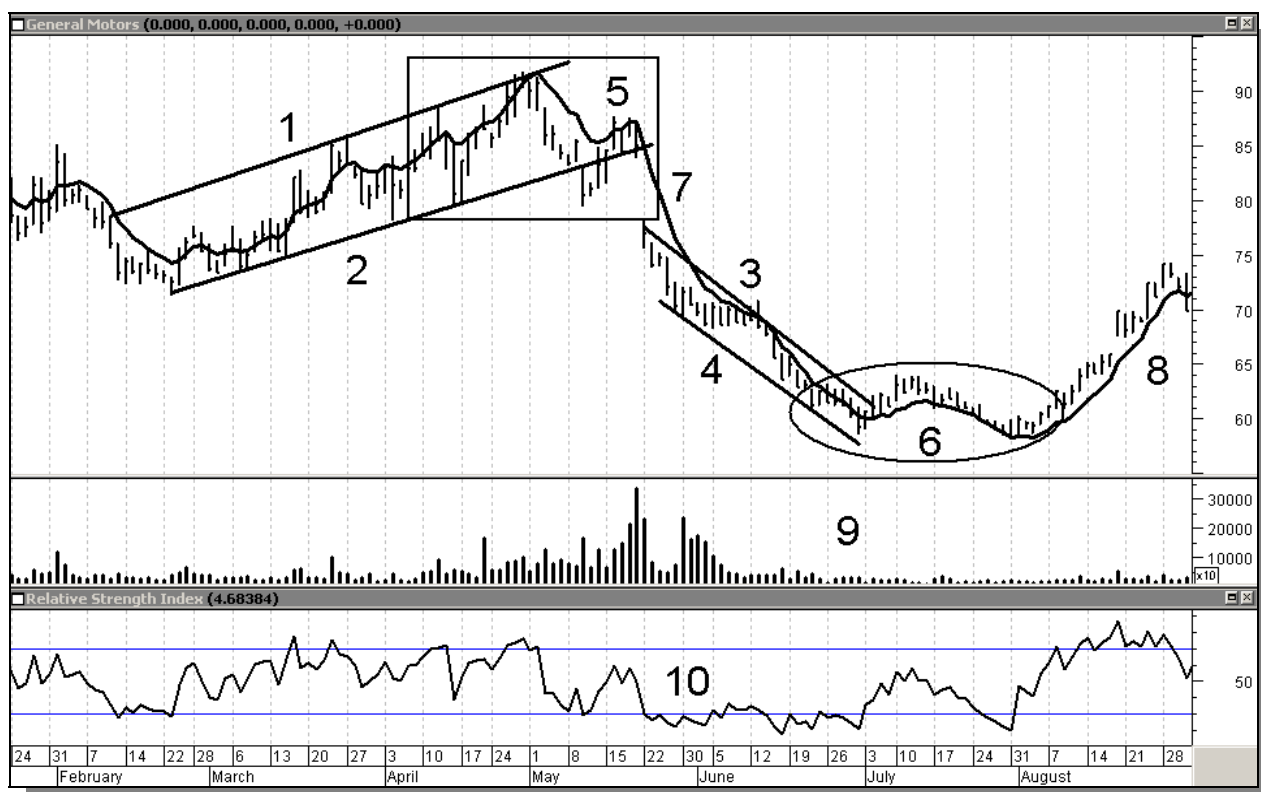


Рис. 1.2. Пример нанесения средств технического анализа на графике цен акций компании General Motors (январь-сентябрь 2000). На графике цифрами 1-3 обозначены линии сопротивления, 2-4 – линии поддержки, 5 – разворотная фигура «Голова и плечи», 6 – разворотная фигура «Двойное дно», 7 – пример гэпа, 8 – индикатор скользящей средней (Moving Average), 9 – индикатор объема, 10 – осциллятор относительной силы (Relative Strong Index).

Гэп - это такое состояние рынка, когда цена открытия следующего временного интервала существенно отличается от цены закрытия предыдущего. Гэпы по ходу тренда рынка можно интерпретировать как индикаторы силы рынка. Гэпы против хода – как индикатор силы прорыва.

После разметки ценовых уровней и линий поддержки/сопротивлений, аналитик переходит к следующим вопросам: видны ли на графиках основные модели разворота тенденции? Видны ли на графиках модели продолжения тенденции? Какие ценовые ориентиры можно установить от этих моделей?

Фигурами (или ценовыми моделями) в техническом анализе называются устойчивые комбинации пиков и впадин, появления которых позволяет с определенной долей вероятности предположить о дальнейшем ходе движения и ценовом ориентире этого хода. На рис. 1.2 указаны фигуры сопутствующие продолжению предшествующей тенденции и фигуры разворота тенденции. Обратим внимание, что изображение фигуры «Голова и плечи» можно увидеть и на рис. 1.2, аналитик, вовремя распознавший этот паттерн, мог вовремя закрыть длинные позиции и при прорыве линии поддержки «2» совершить продажу. Аналогично, фигура «Двойное дно» обозначенная на рисунке цифрой 6 означала перемену тренда с «медвежьего» «на «бычий».

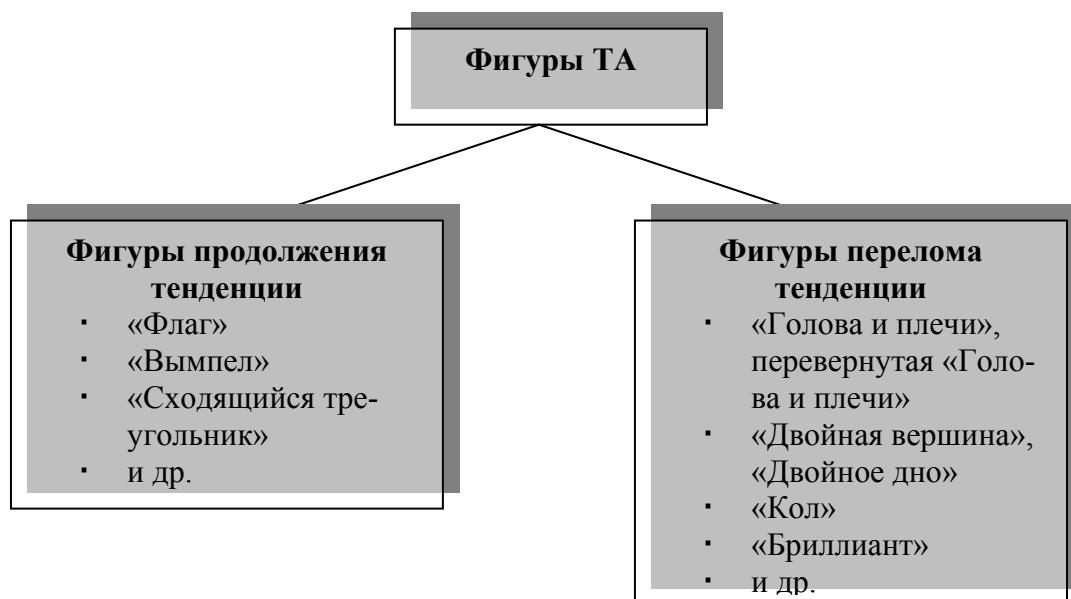


Рис. 1.3. Типы фигур технического анализа

Не только средствами графического анализа можно установить тренд. Сегодня, как правило, графический анализ используется лишь для «беглой» разметки рисунка. Да и сам рисунок будет нести высокую долю субъективизма аналитика (например, там, где один аналитик увидит «Двойную вершину», второй с не меньшим рвением будет утверждать, что это фигура «Прямоугольник»). Более того, к тому моменту, когда аналитик сумеет нарисовать линии поддержки или сопротивления - тренд может пройти уже большую часть своего пути. Поэтому, для более оперативной и надежной оценки трейдеры используют аппарат индикаторов технического анализа.

К слову сказать, на сегодняшний день создано несколько тысяч индикаторов, расчеты которых унифицированы на базе похожих компьютерных алгоритмов. По значениям [95] трендовых индикаторов и наклону кривых к оси времени можно судить о силе тренда и его длительности. Существенный недостаток таких индикаторов – в невозможности спрогнозировать дальнейшее развитие рынка на их базе. На рисунке 1.2 цифрой «8» обозначен самый популярный и старый индикатор скользящей средней (moving average (MA)). Линия скользящей средней может рассматриваться в качестве сигнальной. Например, цена, которая поднимается с положения ниже средней, пересекает ее и продолжает идти выше, может рассматриваться как сигнал к покупке. В противном случае – к продаже. Как видно, скользящая средняя верно работает в пределах устойчивого тренда (рис. 1.2 периоды май-июль, август-сентябрь) и практически неинформативна во флэте (рис. 1.2 период апрель-май).

Перечислим основные виды трендовых индикаторов:

1. Простая скользящая средняя (simple moving average (SMA)). Определяется как средняя арифметическая величина:

$$SMA_t = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} C_{t-i}, \quad (1.1)$$

где C_t – последняя по времени цена за период t ; n – количество участвующих в расчете периодов времени.

2. Взвешенная скользящая средняя (weighted moving average (WMA))

Линейная взвешенная скользящая средняя определяется следующим образом:

$$WMA_t^{lin} = \frac{C_{t-n+1} + 2C_{t-n+2} + \dots + (n-1)C_{t-1} + nC_t}{n}. \quad (1.2)$$

3. Экспоненциальная скользящая средняя (exponential moving average (EMA)). Формула для расчета:

$$EMA_t = EMA_{t-1} + \frac{2}{n+1}(C_t - EMA_{t-1}). \quad (1.3)$$

4. Полосы Болинджера (bollinger bands). Этот инструмент разработан Дж. Боллинджером с использованием доработанной концепции скользящих средних. Суть этого индикатора в том, что если к текущей рыночной цене исследуемого финансового инструмента прибавить или отнять двойную волатильность рынка в размерностях стандартного отклонения, то получится ценовой коридор, внутри которого цена будет находиться 95% времени. Возможен выход значения цены за пределы границ полосы. Верхние и нижние отклонения значений за пределы полосы, которые возвращаются позже вовнутрь, сигнализируют о предстоящем изменении ценовой тенденции. Кроме того, вероятно, что произойдет сильное изменение цены, если коридор становится более узким. Математически границы полос Боллинджера рассчитывается как

$$S = \sqrt{((C_t - MA_t)^2 + \dots + (C_{t-n+1} - MA_{t-n+1})^2) / n}, \quad (1.4)$$

где C_t – цена закрытия во время t ; MA_t – скользящая средняя; n – количество дней. Верхняя граница = $MA_t + S$, нижняя граница = $MA_t - S$.

Как было продемонстрировано выше, все индикаторы трендового анализа хорошо работают в пределах устойчивого тренда и практически бесполезны во флэте. Как показывает практика [95], на рынке менее 30% времени господствует тенденция, а все остальное время – боковое движение, когда цены двигаются в пределах узкого диапазона. С целью охвата флэта и для

успешного существования на нем, был разработан класс индикаторов, называемых осцилляторами. Как следствие, осцилляторы хорошо работают на боковом рынке и плохо во время тренда (подают много ложных сигналов).

Одним из наиболее популярных осцилляторов является стохастик (stoh) разработанный Дж. Лейном более двух десятков лет назад. Стохастик анализирует расположение цены закрытия бара относительно выбранного временного интервала.

$$STOC = \frac{C_t - L_n}{U_n - L_n} \cdot 100, \quad (1.5)$$

где C_t – текущая цена; L_n – самая низкая цена за последние n периодов; U_n – самая высокая цена за последние n периодов.

Идея, лежащая в основе расчета этого индикатора, заключается в том, что ежедневные цены закрытия при наличии повышательной тенденции близки по своему значению к дневному максимуму (или, наоборот, при наличии понижительной тенденции – к дневному минимуму). В случае если разрыв между ценами закрытия и дневными максимумами увеличивается, или они даже приближаются к дневным минимумам, тогда может прогнозироваться изменение тенденции. Обратное верно для понижительной тенденции.

Другим важным осциллятором является индекс относительной силы (relative strength index - RSI), разработанный У.Уалдером. На рис. 1.2. кривая значений RSI обозначена числом «10». Формула для расчета RSI имеет вид:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + AU / AD}, \quad (1.6)$$

где AU – сумма приростов конечных цен за n дней; AD – сумма убыли конечных цен за n дней.

Этот индикатор может подавать сигналы либо одновременно с разворотом цен, либо с опережением, что является его важным достоинством. Значения RSI изменяются от 0 до 100. Если значение RSI располагается в сигнальной зоне свыше 70 и начинает падать, в то время как цена финансового инст-

румента все еще увеличивается, то это интерпретируется как сигнал к продаже. Выход значения RSI выше значения 30 в совокупности с непрерывными падающими ценами актива может рассматриваться как сигнал к предстоящему подъему.

В целом, любые индикаторы и осцилляторы являются ничем иным как цифровыми фильтрами, так как они изменяют частотный спектр сигнала в некотором направлении. И техническому аналитику приходится сталкиваться с серьезной проблемой нестационарности временных рядов, и, как следствие, возможностью, что оптимизированные технические инструменты, хорошо работающие в прошлом, могут плохо работать в будущем. Эта нестационарность приводит к тому, что спектр ценовых колебаний одного и того же рынка будет зависеть от времени его вычисления. В этом смысле интересен метод В.Кравчука «Адаптивный метод следования за тенденцией и рыночными циклами» [38], основанный на цифровой фильтрации и спектральной оценке дискретных временных рядов. Кравчук отмечает, что нестационарность анализируемых данных не только не является помехой в определении направлении тренда, но и является прямым доказательством наличия трендового движения на финансовых и товарных рынках, в чем часто сомневаются сторонники фундаментального анализа.

При сравнении пользы от фундаментального и технического анализа, отметим, что они различаются в двух ключевых моментах [60]: цели анализа и дальности взгляда. В фундаментальном анализе главной целью является определение истинной, справедливой стоимости исследуемого актива. Сравнивая такую справедливую стоимость с текущей оценкой рынка (рыночной ценой), делается вывод о переоцененности или недооцененности актива.

В техническом анализе главной целью является исследование текущего состояния рынка, определение господствующей тенденции и ключевых ценовых уровней.

При сравнении целей технического и фундаментального анализа видно, что они учитывают в своей работе разные временные горизонты. Первый да-

ет возможность спрогнозировать ближайшее будущее, второй же позволяет заглянуть в далекое. И только в сочетании этих двух взглядов аналитик пробует получить наиболее реальную картину будущего. Из-за разницы в «дальности взгляда» фундаментальный анализ используется, в основном, инвесторам, рассчитывающими на реализацию долгосрочных стратегий, а технический анализ используется игроками, как правило, для краткосрочных и среднесрочных спекуляций.

Теория эффективных рынков. В 1900 г. Луи Башелье была опубликована диссертация «Математическая теория спекуляций». Основная идея работы состоит в том, что, выражаясь современным языком, вероятностные методы математической физики могут быть использованы для анализа динамики рыночных цен, если от самих цен активов перейти к их приращениям [42]. Л. Башелье [90, стр. 46] считал, что цены $S^{(\Delta)} = (S_{k\Delta}^{(\Delta)})$ меняют свои значения в моменты времени $t = \Delta, 2\Delta, \dots$, (где Δ - интервал времени) следующим образом:

$$S_t^{(\Delta)} = S_0 + \xi_\Delta + \xi_{2\Delta} + \dots + \xi_{k\Delta}, \quad (1.7)$$

где $(\xi_{i\Delta})$ - независимые одинаково распределенные случайные величины, принимающие значение $\pm \sigma\sqrt{\Delta}$ с вероятностями $1/2$. Предельным переходом по $\Delta \rightarrow 0$ получаем случайный процесс:

$$S_t = S_0 + \sigma W_t, \quad t \geq 0, \quad (1.8)$$

где характеристикой волатильности выступает σ^2 (дисперсия процесса).

В случае наличия локального тренда μ (коэффициент сноса):

$$S_t = S_0 + \mu t + \sigma W_t, \quad t \geq 0. \quad (1.9)$$

То есть, речь идет о том, что рыночные цены являются случайным процессом со стационарными приращениями, что теперь принято называть броуновским движением, или виннеровским процессом (названного так в честь Н. Виннера [90, стр. 23], построившего данный процесс в 1927 году). Стоит

отметить, современниками работа Башелье была проигнорирована и получила должное признание лишь спустя полвека.

В 1953 году появилась работа М. Кенделла [128] с которой, можно считать, и начался современный период исследований финансовых характеристик. В то время среди торговцев на финансовом рынке бытовало мнение, что движение цены подвержено неким циклам и ритмам, и только благодаря выявлению этих закономерностей, и возможно движение цен. М. Кенделл хотел изучить эту цикличность в поведении цен акций. Он проанализировал статистические данные цен по двум десяткам акций за период 10 лет с 1928 по 1938 гг. и так и не обнаружил ни ритмов, ни циклов, и более того, поведение цен выглядело так, как если бы «...Демон Случая извлекал случайным образом число... и добавлял его к текущему значению для определения цены... в следующий момент». То есть [90, стр. 44], логарифмы цен $S = S_n$ ведут себя как случайное блуждание, и если $h_n = \ln \frac{S_n}{S_{n-1}}$, то $S_n = S_0 e^{H_n}$, $n \geq 1$,

где H_n есть сумма независимых случайных величин h_1, \dots, h_n .

После работ М. Кенделла интерес к изучению динамики финансовых показателей резко увеличился, появлялось все больше работ, содержащих аргументы в пользу гипотезы случайного блуждания [136, 138]. Особенно стоит отметить работы П. Самуэльсона [144], который ввел понятие геометрического броуновского движения (называемое также логарифмическим или экономическим)

$$S_t = S_0 e^{\sigma W_t + (\mu - \sigma^2/2)t}, \quad (1.10)$$

где $t \geq 0$, W_t - стандартное броуновское движение;

S_t - цена акции, понимаемое как среднее геометрическое между ценами спроса и предложения.

Работы Самуэльсона устраняли недостаток модели Башелье, в которой цены активов могли принимать отрицательные значения

Позже, в теории расчетов Блэка-Шоулса [110] модель рыночных цен как броуновского движения была уже основной, какой она является и для более поздних исследований стохастической финансовой математики.

В результате исследований Башелье и теоретических построений, вытекающих из теорий общего экономического равновесия и теории рациональных ожиданий, появилась гипотеза эффективного рынка (Efficient Market Hypothesis – ЕМН). Работы, ставшие основой ЕМН, были собраны Кутнером [116] в его труде под названием «Случайный характер цен фондового рынка». В этой книге содержатся логические предпосылки того, что в 60-х годах было формализовано Фамэ как ЕМН. Говоря об эффективном рынке, Фамэ [123] имеет в виду его эффективность относительно имеющейся у участников рынка и относящейся к делу информации (то есть мы имеем дело не с операционной, а с информационной эффективностью рынка).

Ниже приведем подход к описанию эффективного рынка, основанный на мартингальных моделях цен и доходностей финансовых активов [56]. Отметим, что мартингальная модель эффективных рынков является обобщением модели случайных блужданий.

Пусть $\{P_t\}$ - случайная последовательность цен финансового актива в моменты времени $t=0,1,2,\dots$. Пусть $F = \{\Phi_t\}$, $t \geq 0$, где Φ_t - совокупность событий на рынке, наблюдаемых до момента времени t включительно (информация, доступная участника к этому моменту времени). В потоке $F = \{\Phi_t\}$ информация с течением времени не убывает, т.е. $\Phi_0 \subseteq \Phi_1 \subseteq \dots \subseteq \Phi$. Предположим, что цена актива P_t складывается в зависимости от событий Φ_t . Тогда случайная последовательность цен активов $\{P_t\}$ является мартингалом, если

$$E_t(P_{t+1} | \Phi_t) < \infty, \quad (1.11)$$

$$E_t(P_{t+1}) \equiv E(P_{t+1} | \Phi_t) = P_t, t \geq 0. \quad (1.12)$$

Если последовательность цен активов $\{P_t\}$ представляет собой случайный процесс, который является мартингалом относительно потока информации $F = \{\Phi_t\}$, то финансовый рынок называется эффективным относительно потока информации $F = \{\Phi_t\}$, $t \geq 0$, иначе говоря, имеется информационная эффективность рынка. Исходя из этой модели цен активов, мы можем сформулировать следующие ее свойства:

- модель основывается на условных распределениях вероятностей цен активов $\{P_t\}$, полученных при условии, что используется определенный поток информации $F = \{\Phi_t\}$;
- на эффективном рынке наилучшим прогнозом цены актива для будущего момента времени $t+1$ по доступной в момент времени t информации Φ_t является значение цены в текущий момент времени t .

Гипотеза эффективного рынка представляет не только теоретический, но и практический интерес. Понятно, что с принятием или отклонением какой либо парадигмы ценообразования связан выбор участниками рынка той или иной стратегии поведения. Из формулировки ЕМН следует [55, стр. 83], что если рынок является эффективным по отношению к информации $F = \{\Phi_t\}$, то инвесторы не должны рассчитывать на регулярное получение доходности выше среднерыночной, используя лишь информацию $F = \{\Phi_t\}$. Теоретики ЕМН Лори и Гамильтон в своих работах писали, что бесполезно тратить усилия по добыче и анализу любой информации для получения таких доходов. Этим утверждением они «выбили почву из под ног» у профессионального сообщества инвесторов, и не удивительно, что новость о бесполезности фундаментального и технического анализа для прогнозирования рынка это сообщество восприняло не очень дружелюбно. В течение последних десятилетий XX века теория эффективных рынков подверглась доработке для того, чтобы описать различные ситуации неэффективности. Была раз-

работана общепринятая к настоящему времени система классификации рыночной эффективности, согласно которой насчитывается три формы эффективного состояния рынка, описываемых различными вариантами гипотезы рыночной эффективности в зависимости от вида используемой информации:

- **слабая форма** гипотезы предполагает использование информации вида F^1 - информация, полученная в результате исследования изменений цен, объемов торгов, и др. в прошлые периоды. Тот факт, что в течение последних трех дней цена какой-либо акции возрасла, никак не поможет спрогнозировать ее завтрашнюю цену. Если на рынке имеется слабая форма ЕМН, то не имеет смысла заниматься техническим анализом.

- **умеренная форма** гипотезы предполагает использование информации вида $F^2 (F^2 \supset F^1)$ - вся доступная информация всем участникам рынка дополнительная к F^1 : официальная отчетность о финансово-производственном положении компании и перспективах компании, различные фундаментальные экономические индикаторы (значения процентных ставок, обменных курсов, данные ВВП и т.д.). При этом в процессе поиска дополнительной информации участниками рынка, последняя меняет свой статус с конфиденциальной (инсайдерской) на публичную и отражается в ценах.

- **сильная форма** гипотезы предполагает использование информации вида $F^3 (F^3 \supset F^2 \supset F^1)$ - вся возможная информация, относящаяся к делу, которая может быть известна (включая инсайдерскую информацию, известную только сотрудникам руководством компании). Сильная форма гипотезы, в отличие от умеренной формы, говорит о том, что рынки являются эффективными не только вследствие проводимого поиска и анализа информации, а вообще, по своей фундаментальной и объективной природе.

Наиболее приемлемой для сообщества инвесторов оказалась умеренная форма гипотезы. Эта форма не исключала полезность поиска информации и получение дополнительной прибыли в течение временного

промежутка, когда и конфиденциальная информация постепенно становилась публичной и приводила к благоприятному для информированных заранее инвесторов поведению цены.

Но рядового инвестора, никак не назовешь «хорошо информированным», и, кроме того, он редко оперативно реагирует на поступление новой информации, относящейся к делу (что, как известно, в гипотезе эффективного рынка и является причиной изменения цен). Благодаря этому, ЕМН привела к расцвету новых финансовых инструментов, зачастую отражающих пассивное управление капиталом, включая и так называемые «Индексные фонды». Оптимальной инвестиционной стратегией в условиях эффективного рынка оказывается стратегия «купи и держи». Специфика же работы «Индексных фондов» и состоит в том, что выбирается определенный индекс акций (например, для американского рынка ценных бумаг, это может быть индекс DJI30 или S&P500 и др.), и средства клиентов диверсифицируются в пропорции близкой к пропорции распределения акций в соответствующем индексе.

1.2. Теория формирования оптимальных портфелей финансовых активов

Теория оптимального портфеля Тобина-Марковица. Работы Г. Марковица [131-133] заложили основу и сыграли определяющую роль в становлении теории формирования портфеля ценных бумаг. Марковец сформулировал новый подход к выбору и формированию портфеля ценных бумаг на основе учета его ожидаемой доходности и риска. В дальнейшем этот подход получил развитие в работах Дж. Тобина, У. Шарпа и др. Меры оценки ожидаемой доходности финансовых активов инвестором выбираются индивидуально, наиболее же известные: метод капитализации доходов, модели нулевого, постоянного или переменного роста, метод, основанный на соотношении «цена-доход» и др.

В рамках данной теории [55] предполагается, что инвестор стремится максимизировать ожидаемую доходность портфеля при заданном уровне риска либо минимизировать риск при заданном уровне ожидаемой доходности при помощи диверсификации своих вложений. Риск в модели оценивается стандартным отклонением (что требует нормального распределения прибылей), и чем оно больше, тем рискованнее вложение в данный портфель.

Для демонстрации этого подхода, называемого «риск-доходность», применяемого для выбора наиболее желаемого портфеля, используются так называемые кривые безразличия. Кривые безразличия – это линии описывающие отношение инвестора к риску и доходности, представляющие собой двухмерный график, где по одной оси откладывается риск (мерой которого является стандартное отклонение σ_p), по другой оси вознаграждение μ_p (мерой которого является ожидаемая доходность). Каждая кривая представляет собой множество равноценных портфелей соответствующих приемлемому для инвестора уровню риска и доходности.

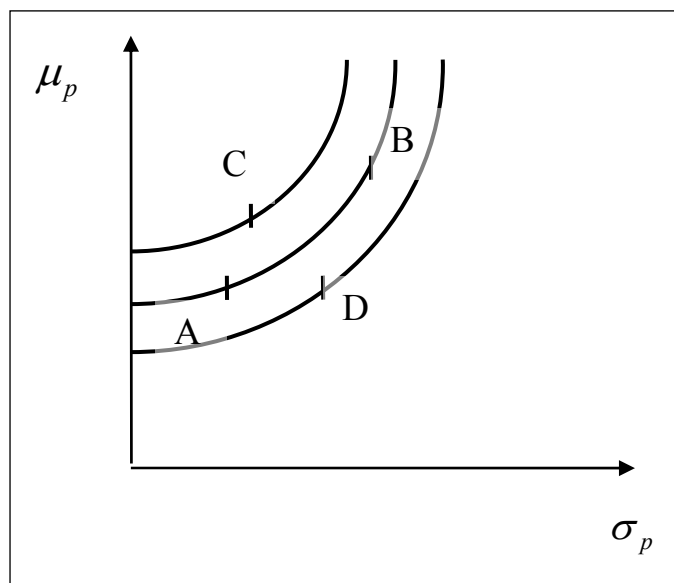


Рис. 1.4. График кривых безразличия инвестора

Имеются следующие предположения относительно предпочтений инвестора [88]:

1. Предположение о «ненасыщаемости инвестора». То есть инвестор делающий выбор между двумя идентичными во всем, кроме ожидаемой доходности, портфелями, выберет портфель с большей ожидаемой доходностью.

2. Предположение об избегании риска инвестором. То есть при выборе между двумя идентичными во всем, кроме риска, портфелями, инвестор выберет портфель с меньшим риском.

Данные предположения выражаются в том, что кривые безразличия имеют положительный наклон и выпуклы.

Таким образом, инвесторы с кривыми безразличия, изображенными на рис. 1.4, портфели A и B будут считать равноценными. Портфель D, имеет большее стандартное отклонение, чем портфель A при почти той же самой ожидаемой доходности и потому является менее привлекательным. В случае избегания риска, портфель, лежащий на кривой безразличия, проходящей выше и левее остальных кривых, и будет являться наиболее привлекательным портфелем. Таковым, в нашем примере, оказывается портфель C.

Задача оптимизации структуры соответствующего портфеля достижением заданной доходности μ_p с минимальным риском называется задачей Марковица и имеет следующий вид (данная математическая формализация предложена Дж. Тобином):

$$\sigma_p^2 = X^T \Sigma X \rightarrow \min_X, \quad (1.13)$$

$$X^T \mu = \mu_p. \quad (1.14)$$

Выражение:

$$X^T I = 1 \quad (1.15)$$

является условием нормировки искомых переменных.

Вектор $X^* = (x_i^*)$ - решение задачи Марковица, определяет оптимальную структуру портфеля среди всех возможных портфелей с ожидаемой доходностью μ_p . Отметим, что аналитически эта задача минимизации непрерывной функции с двумя ограничителями решается с помощью метода неопределенных множителей Лагранжа [55, 218].

Множество всех портфелей, которое можно сформировать из N ценных бумаг, называется достижимым множеством (см. рис. 1.5).

Портфели, являющиеся оптимальными в смысле данной задачи, Г. Марковец называет эффективными (другое название – оптимальными) портфелями. Множество эффективных портфелей формируют эффективное множество портфелей. На рис. 1.5 такое множество формирует фронт эффективных портфелей – множество между точками E и S, лежащие на верхней и левой границах достижимого множества.

Какой же портфель из этого бесконечного множества выберет инвестор? Что бы ответить на этот вопрос, необходимо на множество эффективных портфелей наложить кривые безразличия конкретного инвестора (рис. 1.6). Среди множества портфелей, оптимальные для инвестора те, в которых про-

исходит пересечение кривых безразличий и фронта эффективных портфелей. На рис. 1.6 такими являются портфели A, C, и D. Самым эффективным среди них является портфель C, поскольку он лежит на кривой, что выше и левее, кривой, на которой находятся портфели A и D.

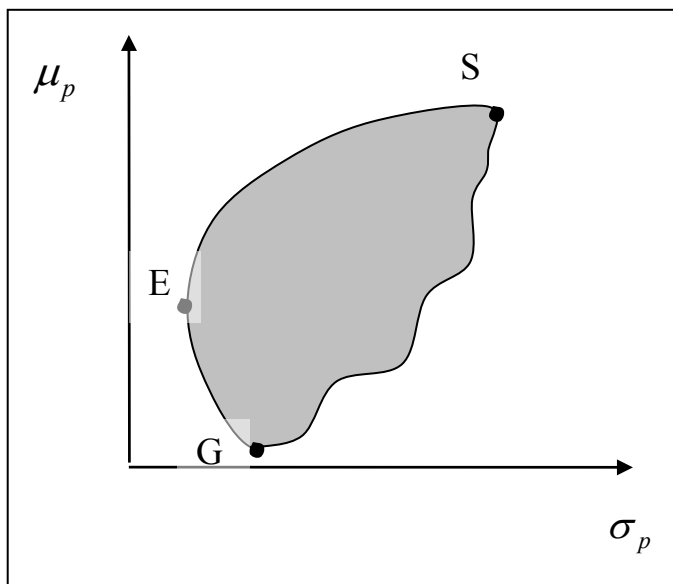


Рис. 1.5. Достижимое и эффективное множество портфелей

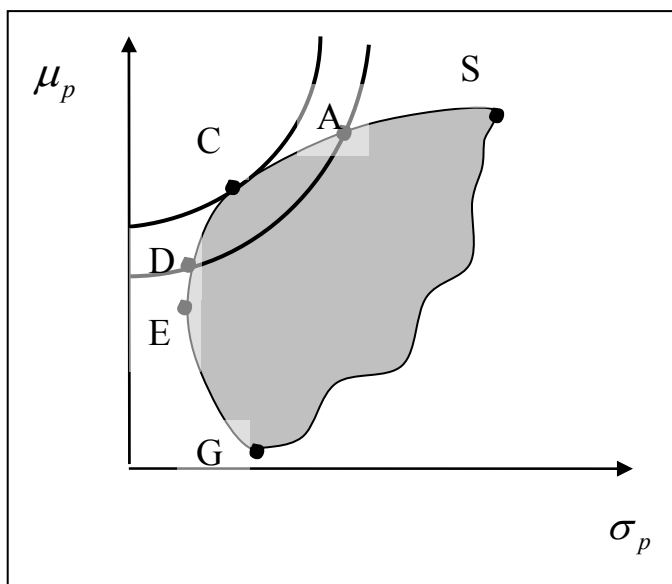


Рис. 1.6. Выбор оптимального портфеля с учетом кривых безразличия

Позже работа Марковица была дополнена исследованиями Д. Тобина [153], который включил в теорию об оптимальной структуре портфеля про-

блему распределения капитала между рисковыми и безрисковыми долями. Портфель, сформированный не только из рискового актива, но и безрискового, называется комбинированным. Его структура задается следующим выражением:

$$x_0 + X^T I = 1 \quad (1.16)$$

где $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$ - вектор, определяющий структуру рисковей части портфеля инвестора; x_0 - доля безрисковых вложений.

Структура оптимального в смысле «риск-доходность» портфеля будет являться решением задачи, известной как задача Тобина [55, стр. 229]:

$$\sigma_p^2 = X^T \Sigma X \rightarrow \min_X, \quad (1.17)$$

$$X^T \mu + (1 - X^T 1)R_0 = \mu_p, \quad (1.18)$$

где R_0 - ставка доходности безрискового актива за один период владения;

μ_p - ожидаемая доходность портфеля.

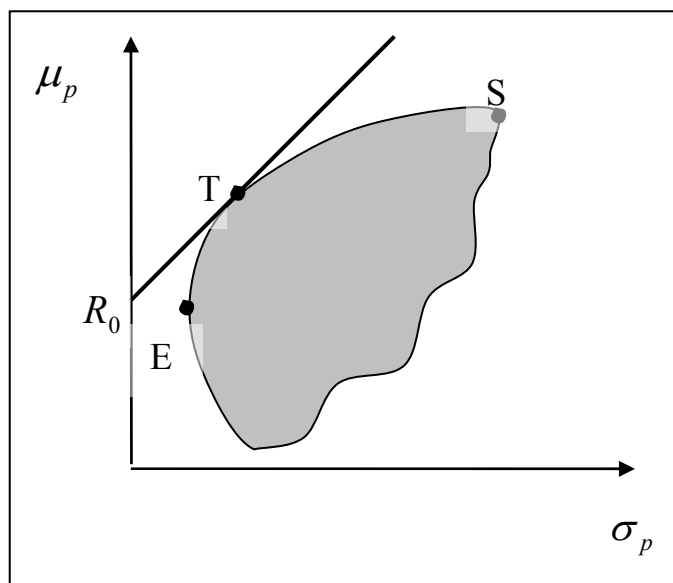


Рис. 1.7. Множество оптимальных комбинированных портфелей

Портфель в точке пересечений линий безрискового актива и фронта эффективных портфелей называется Т-портфелем. Этот портфель включает только рискованные активы, что означает, что он принадлежит множеству оптимальных портфелей, а его координаты (μ_T, σ_T) являются общими и для множества оптимальных комбинированных портфелей и для фронта эффективных рискованных портфелей. Тобин доказал, что оптимальной структурой портфеля может быть только одна, причем не зависящая от склонности инвестора к риску.

Рыночная модель Шарпа. При попытке определить кривую эффективного множества Марковица, инвестор встречается с очевидными трудностями [146-147]. Так, известно, что для корректного статистического оценивания параметров модели необходимо, чтобы объем выборки (M) был больше объема оцениваемых параметров (m), то есть $M > m$. Если для примера взять условное число различных ценных бумаг, торгуемых на типичной европейской или американской бирже, равное 2000 и статистику по каждой бумаге включающей данные за 100 последних месяцев, то получим объем выборки $M = T * N = 200000$, в то время как число параметров $m = N(N+3)/2 = 2003000$, то есть практически на порядок больше. Сама же задача оценивания параметров становится неразрешимой.

Задача определения кривой эффективного множества Марковица может быть сильно упрощена с помощью введения процесса формирования дохода. Процессом формирования дохода называется статистическая модель, описывающая как образуется доход по некому активу.

Рыночная модель Шарпа, являющаяся одной из таких моделей, это однофакторной моделью, где в качестве фактора выступает доходность рыночного индекса (в качестве фактора могут выступать и другие экзогенные переменные, например различные макроэкономические показатели). В частности, это предполагает, что изменение доходности R_{it} ценной бумаги i за пе-

риод t зависит от изменения доходности рыночного индекса (фактора) R_{It} и связано с ним следующим образом:

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i R_{It} + \xi_{it}, (i=1, \dots, N, t=1, \dots, T), \quad (1.19)$$

где α_i - коэффициент смещения;

β_i - коэффициент наклона. В финансовой литературе этот коэффициент называют бета-коэффициентом актива;

ξ_{it} -случайная погрешность доходностей активов (с традиционными предположениями о симметричности, взаимной некоррелируемости и постоянстве дисперсии).

Сама же модель не имеет строгого экономического обоснования и не требует дополнительных предположений ни относительно рынка, ни относительно поведения его участников. Но, несмотря на свою простоту, данный подход лежит в основе многих более сложных и распространённых однофакторных и многофакторных моделей, таких как CAPM (модель оценки финансовых активов), APT (модель арбитражного оценивания), BARRA [88] и других. Однофакторная модель Шарпа, широко используется при формировании портфеля ценных бумаг многими практикующими инвесторами (например, <http://www.stockexplorer.org>).

CAPM. Модель оценки финансовых активов (Capital Assets Pricing Model). Данная модель была разработана У. Шарпом в 1966 году и принесла автору Нобелевскую премию. Модель (равно как и APT) основана на экономической модели равновесия и предполагает, что цены финансовых инструментов достигают своих истинных значений (значения при которых достигается уравнивание спроса и предложения активов). В теоретическом смысле CAPM можно рассматривать как дельнейшее развитие теории Марковица с дополнительными предположениями об участ-

никах рынка и доступной им информации. Как отмечает Петерс [67, стр. 37]: «САРМ объединила гипотезу эффективного рынка ЕМН и математическую теорию портфеля Марковица в модели инвесторского поведения, основанной на рациональных ожиданиях в рамках общей концепции равновесия».

Так предполагается, что вся информация одинаково доступна всем участникам рынка, они ее одинаково интерпретируют, имеют однородные прогнозы и рационально реагируют, за счет чего цены и достигают состояния равновесия. Рынок, удовлетворяющий всем этим предположениям, называется совершенным рынком. Кроме того, в модели САРМ предполагается наличие безрисковой ценной бумаги (например, государственные облигации или банковский счет), а также безграничная делимость всех активов.

В состоянии равновесия фондового рынка можно выделять следующее соотношение между ожидаемой доходностью некоторого портфеля активов и ожидаемой доходностью оптимального рискованного портфеля, т.е. Т-портфеля:

$$\mu_P = R_0 + \frac{\mu_T - R_0}{\sigma_T} \sigma_P, \quad (1.20)$$

где R_0 - безрисковый актив с фиксированной доходностью;

μ_T и σ_T - ожидаемая доходность и риск Т-портфеля.

Из этого соотношения можно выразить свойство САРМ (теорема о разделении) [55, 246]: «Оптимальный портфель рискованных ценных бумаг для всех инвесторов имеет одинаковую структуру (соответствующую Т-портфелю и определяемую вектором X_T), которая не зависит от предпочтений инвесторов относительно риска и ожидаемой доходности портфеля. Отсюда следует, что определение оптимальной структуры портфеля рискованных ценных бумаг и учет индивидуальных потребностей инвесторов

относительно риска и ожидаемой доходности могут осуществляться раздельно».

Совокупность всех рисковых ценных бумаг, обращающихся на рынке, называется рыночным портфелем. М-портфель – будем называть рыночный портфель, имеющий структуру $X_M = (x_{M1}, x_{M2}, \dots, x_{MN})^T$. Так как на рынке предполагается состояние равновесия и все инвесторы имеют одинаковую структуру портфеля, совпадающую с Т-портфелем, то получается, что $X_M = X_T$, $\mu_M = \mu_T$, $\sigma_M = \sigma_T$.

Если обозначить линию, соединяющую М-портфель и безрисковый актив, то получим прямую, называемую рыночной линией CML (Capital Market Line).

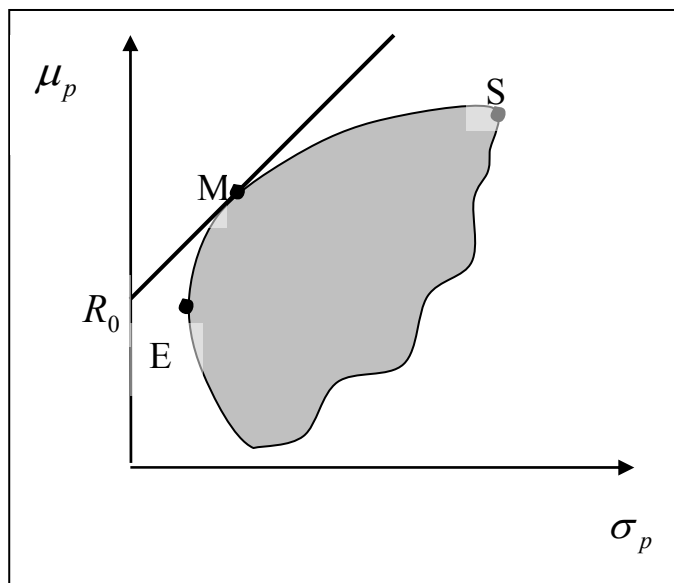


Рис. 1.8. Линия рынка капитала

CML определяется основным уравнением CAPM:

$$\mu_p = R_0 + \frac{\mu_M - R_0}{\sigma_M} \sigma_p, \quad (1.21)$$

где, R_0 - плата за ожидание;

$\frac{\mu_M - R_0}{\sigma_M}$ - рыночная цена риска.

Из всех возможных портфелей предполагается, что инвесторы предпочитают именно портфели, лежащие на рыночной прямой, множество других возможных портфелей лежат ниже рыночной линии. Отметим, что риск в этой модели отнесен к рыночному портфелю, для измерения же риска конкретной ценной бумаги используется линейная мера чувствительности i -ой ценной бумаги к риску, называемая бета-коэффициентом (систематический риск по ценной бумаге). Бета коэффициенты рискованных ценных бумаг $\{\beta_i\}$ по отношению к M -портфелю имеют вид:

$$\beta_i = \frac{Cov(R_i, R_M)}{D(R_M)} = \frac{\sigma_{Mi}}{\sigma_M^2}, i=1,2,\dots,N, \quad (1.21)$$

где R_i - доходность ценной бумаги; R_M - доходность рыночного портфеля; σ_{Mi} - ковариация i -ой бумаги с рыночным портфелем; σ_M - среднеквадратичное отклонение для рыночного портфеля.

Для инвестора становится понятным, что величина допустимого риска для каждой бумаги определяется ковариацией этой бумаги с рыночным портфелем. Это соотношение показывает, что инвесторы ожидают получить большую ожидаемую доходность, вкладывая капитал в активы с большим σ_{Mi} и расценивают это как плата за соответствующий риск.

Так как M -портфель является оптимальным портфелем ценных бумаг, то

$$\beta_i = \frac{\mu_i - R_0}{\mu_M - R_0}, i=1,2,\dots,N, \quad (1.22)$$

а значит

$$\mu_i = R_0 + \beta_i(\mu_M - R_0). \quad (1.23)$$

Тогда используя выражения (1.22) и (1.23) можно получить эквивалентное соотношение, определяющее связь между ожидаемой доходно-

стью ценной бумаги и ковариацией ее доходности с доходностью рыночного портфеля:

$$\mu_i = R_o + \frac{\sigma_{Mi}(\mu_M - R_o)}{\sigma_M^2}. \quad (1.24)$$

.Последние соотношения позволяют сравнивать ожидаемые доходности ценных бумаг при известных значениях $\{\beta_i\}$ и $\{\sigma_{Mi}\}$, при этом сами акции можно разбить на следующие группы [55, стр. 251]:

1. $\beta_i = 1, \sigma_{Mi} = \sigma_M^2$, тогда $\mu_i = \mu_M$. То есть ожидаемая доходность акции находится на уровне средней рыночной доходности;

2. $0 < \beta_i < 1, 0 < \sigma_{Mi} < \sigma_M^2$, тогда $\mu_i < \mu_M$. Акции обладают меньшим риском, но при этом получают менее доходными. Акции, принадлежащие к подобной группе, называются оборонительными.

3. $\beta_i > 1, \sigma_{Mi} > \sigma_M^2$, тогда $\mu_i > \mu_M$. То есть по акциям ожидается доходность выше средней, но этому сопутствует больший риск. Акции, принадлежащие к этой группе, называются агрессивными.

4. $\beta_i = 0, \sigma_{Mi} = 0$, тогда $\mu_i = R_o$. В данном случае имеем дело с безрисковым активом.

Данный сравнительный анализ популярен в среде инвестиционных аналитиков и используется при осуществлении активных стратегий инвестиционного менеджмента. Кроме того, возможна еще одна категория разбиения ценных бумаг – это разбивка акций на группы, сравнивая «справедливую» ожидаемую доходность μ_{it} в соответствии с CAPM моделью с фактической рыночной доходностью μ'_{it} за некоторый период времени t:

$$\alpha_i = \mu'_{it} - \mu_{it}. \quad (1.25)$$

Положительное значение α является свидетельством недооцененной ценной бумаги и, следовательно, целесообразно включать ее в портфель. Отрицательное значение α означает, что цена на актив завышена и имеет смысл либо продать его, либо совершить операцию «короткая продажа».

В завершении рассмотрения CAPM модели, стоит отметить, что хотя сама модель и является стандартом для любой новой модели инвесторского поведения, в целом, в ней можно выделить ряд существенных недостатков [67, стр. 40]. CAPM по своему содержанию требует эффективного рынка и нормального (или логнормального) распределения, так как дисперсия предполагается конечной. На реальном рынке, как будет показано ниже, обнаруживаются периоды, когда нет нормального распределения, а есть фрактальное, не имеющее дисперсии, которую, как меру риска, можно минимизировать.

Несмотря на критику CAPM модели в настоящее время продолжают работы по ее улучшению. Например, весьма эффективный адаптивный вариант CAPM-модели недавно был разработан в работах В.В. Давниса [23-25].

АРТ. В отличие от классической модели эффективного рынка, исключающей возможность арбитража, модель АРТ (Arbitrage Pricing Theory - арбитражная теория оценивания) предлагает в некоторых случаях возможность увеличения ожидаемой доходности портфеля без увеличения риска. Модель была разработана С.Россом [141-142] и справедлива, так же как и CAPM, в условиях равновесия рынка и в некотором роде является обобщением CAPM. АРТ дает инвестору возможность построения арбитражных портфелей ценных бумаг. В статистическом смысле эта модель более сложна, чем CAPM, поскольку основана на модели множественной линейной регрессии.

В модельных предположениях рассматриваются доходности $\{R_{it}\}$ ($i=1,2,\dots,N$; $t=1,2,\dots,T$) для N активов, на которые воздействуют систематические и несистематические факторы. Систематические факторы – это кон-

тролируемые и измеряемые факторы $\eta_{1t}, \eta_{2t}, \dots, \eta_{mt}$, оказывающие влияние на все активы, эти факторы отражают системный риск, связанный с макроэкономическими факторами (ВВП, учетная ставка, отраслевой индекс, цены какого-то биржевого товара и др.). Влияние соответствующих факторов и рисковые премии, связанные с ними, оцениваются методами факторного анализа (в тот же момент, стоит отметить, что согласно замечанию и убеждению практикующих трейдеров [80], использование факторного анализа не дает стабильных результатов). Несистематические факторы – это случайные и неконтролируемые собственные для каждого актива факторы $\{\xi_{it}\}$. Для инвесторов имеется возможность такой диверсификации портфелей, что устраняется влияние несистематического риска. Систематический риск невозможно диверсифицировать, но можно устранить, если использовать специальным образом сформированные портфели активов нейтральные к изменению систематических факторов (то есть обладающие нулевым риском по отношению к этим факторам). Такие портфели и называются арбитражными портфелями.

Относительно рынка предполагается, что он является полным и совершенным. Для рынка, на котором существует m факторов риска, модель доходности i -го актива за один период владения t описывается следующей моделью линейной регрессии:

$$R_{it} = a_i + b_{i1}\eta_{1t} + \dots + b_{im}\eta_{mt} + \xi_{it}, \quad (i=1,2,\dots,N), \quad (1.26)$$

где $a_i = E(R_{it})$ - ожидаемая доходность актива при отсутствии влияния систематических факторов;

$b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{im}$ - коэффициенты регрессии, показывающие влияние соответствующих факторов на доходность актива.

Уравнение зависимости между ожидаемой доходностью актива μ_i ($i=1,2,\dots,N$) и коэффициентами $\{b_{il}\}$ ($l=1,2,\dots,m$), известное как основное уравнение модели АРТ записывается так:

$$\mu_i = \lambda_0 + \lambda_1 b_{i1} + \dots + \lambda_m b_{im}, (i=1,2,\dots,N), \quad (1.27)$$

при этом в качестве i -го актива может выступать, как отдельная ценная бумага, так и некий портфель активов.

Основная проблема, с которой сталкиваются исследователи при попытке использовать АРТ связана с тем, какие факторы выбрать, сколько их выбрать, какой должен быть критерий включения фактора в итоговую модель. Понятно, что не всё многообразие доступных для анализа показателей влияет на поведение цены актива. Строить же модель сразу по всем доступным факторам не конструктивно – незначимые факторы будут играть роль шума и могут значительно исказить результаты, полученные с помощью модели. Кроме того, для разных активов можно выделить разные факторы риска, состав и количество факторов на реальном рынке может меняться во времени, существуют факторы, влияние которых сказывается не сразу, а с каким-то временным лагом (как например подорожание нефти на цену акций нефтяных или транспортных компаний).

Кроме того, и сам рынок, как будет показано далее, меняется со временем и поэтому построение модели АРТ, с нашей точки зрения, возможно, но только лишь на короткий период времени. Таким образом, использование этой модели в реальных условиях возможно лишь при регулярной адаптации ее параметров. С другой стороны, если модель все время меняется, то возникает проблема адекватности этой модели, и проблема проверки качества становится практически неразрешимой

Мы видим, что теория арбитражных рынков далека от завершенной формализации и может служить лишь некоторой гипотезой для исследований. Кроме того, и в самих уравнениях АРТ есть ограничение на применение данной теории, этим ограничением является наличие линейных связей между переменными, заложенные в регрессионные модели.

Данная модель, как и рыночная модель Шарпа, относится к факторным моделям. Факторная модель представляет собой попытку учесть основные

экономические воздействия, влияние которых отражается на стоимости ценных бумаг. К этой же группе моделей относится модель BARRA [88], разработанная в 1970-х Розенбергом, которая кроме рыночных показателей учитывала финансовые показатели (в частности, данные баланса) компаний. Новая версия BARRA, называемая E2, использует 68 различных фундаментальных и промышленных факторов.

Разработке факторных моделей посвящен целый раздел в эконометрике, с методами которой мы познакомимся в следующем пункте.

1.4. Эконометрические модели и методы

Одним из наиболее используемых аппаратов позволяющим проводить анализ и прогнозировать экономические показатели являются эконометрические (статистические) модели [1, 48, 50, 62, 115]. Впервые термин «эконометрия», был использован П. Сиомпой в 1910г., он считал целью этой дисциплины математическое описание рядов экономических данных и отображения их в геометрической или графической форме. Позже, в 1933 году нобелевский лауреат Рагнар Фриш определил эконометрику как самостоятельное направление в экономической науке, назвав основной задачей «развитие экономической мысли в ее связи со статистикой и математикой» [138]. В 50-х годах эконометрические модели были объектом исследований в нескольких экономических центрах. В 60-х годах развитие моделей шло по пути их разбиения по секторам и отраслям, затем, с конца 60-х модели улучшались за счет большего числа внутренних взаимосвязей, шло усложнение моделей. В 80-е годы в большинстве стран экономические прогнозы основывались на эконометрических моделях.

Вопросами эконометрического моделирования и прогнозирования занимались такие ученые как Мур, Хаавелмо, Дж. Джонсон, Зильнер, Т. Браун и др. Известны работы российских ученых, так Чижов Ю.А., Ермилов А.П. занимались разработкой эконометрических моделей американской экономики, Анчишин А.И. - анализом экономического роста, Дадаян В.С. разрабатывал глобальные эконометрические модели.

С точки зрения финансовых рынков особенно интересны модели, позволяющие прогнозировать значения финансовых показателей [36]. Эти методы можно разбить на две группы: экспертные методы и модельное прогнозирование.

Среди экспертных оценок выделяют индивидуальные и коллективные оценки (полученные путем обработки индивидуальных оценок экспертов). Данный метод нашел применение в тех областях, когда отсутствует доста-

точная информация об объекте или процессе. В случаях наличия достаточной количественной информации, для прогнозирования пробуют использовать статистические методы.

Можно выделить три основных класса эконометрических моделей [62]:

1. Модель временных данных (результативный признак выступает переменной времени или переменной, относящейся к другим моментам времени).
2. Регрессионная модель с одним уравнением (результативный признак – функция факторных переменных)
3. Системы одновременных уравнений (описываются системами взаимосвязанных регрессионных уравнений. Система «объясняет» столько результативных признаков, сколько поведенческих уравнений входит в систему.)

Рассмотрим основные этапы построения эконометрической модели:

1. Определение конечных целей модели, спецификация модели в математической форме.
2. Теоретический анализ изучаемого явления, формирование и формализация априорной информации.
3. Выбор общего вида модели.
4. Сбор информации, анализ ее качества.
5. Оценка параметров и качества модели (т.е. оценка ее достоверности и надежности).
6. Интерпретация полученных результатов. Проверка оцененной модели с точки зрения достаточной реалистичности, получаемой с ее помощью картины объекта.

Анализ динамики финансовых показателей (индексов) связан с построением подходящей модели, правильный выбор которой является совсем не простым делом [83]. Эконометрика предлагает большой набор разнообразных «стандартных» моделей. В первую очередь это модели скользящего среднего порядка $MA(q)$ (т.е. q интервалов в модели), авторегрессии поряд-

ка AR(p) (т.е. p временных лагов в авторегрессионном процессе), смешанные модели авторегрессии и скользящего среднего порядка (p,q) – ARMA (p,q).

Так, процесс ARMA(3,2) выглядит следующим образом:

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \alpha_3 Y_{t-3} + B_1 \varepsilon_{t-1} + B_2 \varepsilon_{t-2} + u_t, \quad (1.28)$$

где $\varepsilon_i = Y_i - Y_i^*$;

u_t - остаточный член ошибки в уравнении.

ARMA процессы предполагают, что временные ряды стационарны, то есть обладают постоянной средней и дисперсией. Отметим, что в экономике и финансах редкие ряды обладают этими свойствами. Мандельброт [130] отметил, что «большие изменения цен активов влекут за собой большие изменения в сторону как возрастания, так и убывания, в то время как малые изменения влекут малые изменения. В частности, финансовые переменные имеют спокойные периоды, за которыми следуют периоды сравнительной нестабильности, т.е. нестабильность является непостоянной, а изменяющейся во времени».

Разработанные в 80-х годах методы (111, 120-122) дают эконометрические инструменты предсказания будущей нестабильности. Так, в случае нестабильности изменчивой во времени, экономическим посредникам разумно требовать изменяющуюся во времени премию за риск (рамки анализа которого задает модель ARCH математического ожидания) в качестве принятия на себя финансового риска.

Понятие ARCH (Autoregressive conditional heteroscedasticity – авторегрессионная условная гетероскедастичности) было введено Инглом и обобщенно Боллерслеем до общей ARCH или GARCH. Эти модели относятся к нелинейным стохастическим процессам в отличие от линейно-зависимых процессов AR и MA.

Определим характеристики модели ACRH:

$$r_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i r_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1.29)$$

- авторегрессионная модель доходности.

Здесь, так как обусловлено предыдущими значениями, является условной средней доходностью. Моделирование условной средней имеет своей целью определение ряда квадратов остатков (ε_t^2) , при помощи которых можно найти условную дисперсию. В модели ARCH предполагается, что остатки обладают непостоянной дисперсией h^2 . Тогда

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t^2} z, \quad (1.30)$$

где $z \sim N(0,1)$.

Таким образом, уравнение условной дисперсии на основании временных рядов с любым число лагов (p) при расчете квадратичных остатков, включенных в модель можно записать так:

$$h_t^2 = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon_{t-i}^2. \quad (1.31)$$

Эта форма записи и называется линейной моделью ARCH (p).

Возможные трудности, связанные с использованием ARCH-модели могут быть связаны с неотрицательностью величины $a_i r$, это необходимо для того, чтобы условная дисперсия всегда была положительной. При включении большого числа лагов это ограничение может быть нарушено. Боллерслев [82] избежал длиннотоговой структуры ARCH(q) путем включения предыдущих значений условной дисперсии и назвал эту обобщенную модель – GARCH-моделью:

$$h_t^2 = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i h_{t-i}^2, \quad (1.32)$$

где ε_t^2 - предыдущие квадраты остатков из уравнений условной средней,

Значения коэффициентов α и $\beta > 0$ позволяют избежать возможности появления отрицательных значений условных дисперсий.

Отметим, что эволюция семейства ARCH-моделей привела к возможности объяснить все более сложные феномены в поведении цен финансовых инструментов. Так модель E-GARCH(p,q) разработанная Ф. Блэком (110) по-

зволяет объяснить эффект ассиметрии (волатильность стремится к возрастанию после падения цен, то есть после убывания величин возврата). В модели HARCH(p) [118] характер убывания автокорреляционной функции для квадратов величин h_t более медленный, чем в моделях типа ARCH и GARCH. Этот же эффект памяти свойственен и моделям FIGARCH [109].

Отметим, что, несмотря на популярность семейства ARCH-моделей в применении к реальным финансовым рядам данным, оказалось, что каждая из моделей охватывает некоторые периоды поведения эмпирических данных на рынках, но ни одна не является удовлетворительной. Как замечает Петерс [68], каждая из них обращается к локальному свойству рынков и «многие из этих локальных свойств связаны с некоторыми инвестиционными горизонтами, но не со всеми. Процессы AR, например, характерны для очень высокочастотных данных, таких как однодневная торговля. GARCH имеет распределение с толстыми хвостами и высоким пиком, но она не самоподобна; параметры GARCH кажутся зависящими от периода и не являются постоянными при поправке на масштаб». Кроме того, после отфильтровывания процессов кратковременной памяти, ни одна из моделей не обнаружила долгосрочную память, наличие которой можно объяснить при помощи методов нелинейной динамики.

2. РАЗРАБОТКА И ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕОРИИ ЧАСТИЧНО ДЕТЕРМИНИРОВАННЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ К ИССЛЕДОВАНИЮ ДИНАМИКИ ФИНАНСОВЫХ РЫНКОВ

2.1. Анализ основных фрактальных характеристик финансовых рядов

На сегодняшний день основная масса литературы, посвященной рыночной экономике, основывается на линейных моделях. Такие модели имеют ограниченную пользу, не отвечают реальному поведению рынка, не дают объяснений внезапных сильных колебаний на финансовых рынках. Можно отметить разрыв между действительными экономическими реалиями и экономическими теориями.

В последнее время все большее внимание уделяется исследованию финансовых временных рядов с точки зрения теории хаоса [6-7, 35, 76, 112, 129]. Это достаточно новая область, которая представляет собой активно развивающийся раздел математических методов экономики. Математическая теория хаоса, являющаяся одним из направлений нелинейной динамики, позволяет выявить сущность глубинных экономических процессов, часто скрытых и неявных, и разработать основу для принятия решений в таких ситуациях [31, 71, 126]. Возрастание интереса к нелинейной динамике можно связать в основном с двумя факторами – широким распространением и доступностью мощных персональных компьютеров и осознанием важности изучения динамики хаотических систем. Появление ПК вызвало к жизни экспериментальные исследования, которые оказались необходимы ввиду неполноты теоретических представлений в данной области. Обнаруженные на практике хаотические системы породили весьма важные, трудные, но интересные задачи на всех уровнях: от самых абстрактных математических до конкретных задач прикладной физики.

Можно выделить два основных этапа в развитии нелинейной динамики: [39, 54]:

1. Этап диссипативных структур (1950-1980-е гг.). Понятие «диссипативных структур» было введено И. Пригожиным [69], основателем современной теории сложности, нобелевским лауреатом, и относится прежде всего к диссипативным процессам (т.е. к процессам вязкости, диффузии, теплопроводности). Такие процессы позволяли исследуемым системам «забыть» начальные данные и сформировать с течением времени подобные стационарные структуры. Задача анализа сводилась к определению изменения и конфигурации структур при вариации внешних параметров и начальных данных.

Соответствующий математический аппарат нелинейной динамики на этом этапе определялся качественной теорией ветвлений решений дифференциальных уравнений. Эти разделы математики интенсивно разрабатывались со времен А. Пуанкаре (конца XIX века), успешно применялись в теории колебаний, (в том числе и в г. Воронеже, под руководством профессора М.А. Красносельского), что не в последнюю очередь обеспечило первые успехи синергетики.

Математическими образами эпохи стали притягивающие множества (аттракторы) в фазовом пространстве, при этом простейшим аттракторам – неподвижным точкам – соответствовали стационарные, не меняющиеся со временем структуры, а с 70-х годов XX века – более сложные структуры – аттракторы, предельные циклы – различные периодические волновые процессы.

2. Этап динамического хаоса (с начала 1980-х гг. и по настоящее время) [41, 93]. Термин «детерминированный или динамический хаос», под которым понимается непредсказуемое поведение детерминированных систем, был введен в научный обиход в 1975 г. Т.-У. Ли и Дж. Йорком. Термин «динамический» (детерминированный) означает, что отсутствуют источники случайных флуктуаций. Важным понятием данного этапа стала чувствительность к начальным условиям: экспоненциальное разбегание двух близких траекторий

для класса хаотических аттракторов. При этом скорость разбегания можно определить путем вычисления положительной величины наибольшего показателя Ляпунова. Вследствие этой чувствительности становится невозможным сравнить траекторию объекта и модели для одних и тех же моментов времени, так как даже малая ошибка в начальных данных будет экспоненциально нарастать, что приведет, в конечном счете, к совершенно разным траекториям. Поэтому приходится ограничиваться либо кратковременными прогнозами, либо искать адекватные способы сравнения поведения модели и объекта (например, возможно использование некоторых функционалов от траектории, определяющих количественные характеристики хаоса). К основным типам задач, которые решались на этом этапе, можно отнести задачи анализа временных рядов (в частности, нахождение горизонта прогноза), построения прогнозирующих систем, определения законов движения объекта по ограниченному ряду наблюдений.

Можно отметить, что необходимость большой выборки очень точных измерений, предшествующих состояний объекта, для алгоритмов нахождения количественных характеристик хаоса и построения прогнозирующих систем делает эти алгоритмы достаточно «капризными». Как указывается в [54] «В то же время живые существа такими данными для обучения не располагают, поэтому неясно, как им удастся эффективно ориентироваться в быстро меняющейся обстановке. Таким образом, можно сказать, что возник новый класс задач, весьма сложный для разработчиков программ и легко решаемый биологическими субъектами».

Символами этой эпохи [92] стали субгарманический каскад, множества Кантора, аттрактор Хенона, система Лоренца. Заметим, что именно Э. Лоренц в 1963 г. явился одним из основоположников теории хаоса.

Можно выделить следующие причины, вызвавшие повышенный интерес на сегодняшний день к теории хаоса:

- исследование хаоса обеспечивает новые концептуальные и теоретические средства, позволяющие понять сложное поведение систем, которое не удавалось объяснить другими теориями;
- хаотическое поведение универсально и проявляется в самых разных областях, таких, например, как в механических осцилляторах, электрических цепях, химических реакциях, нервных клетках, нагреваемых жидкостях, экономических системах, в том числе, как будет показано далее, и на финансовых рынках.

Теория хаоса [19] является основным подходом к анализу так называемых маломасштабных разрывов (резких скачков), крупномасштабными разрывами занимается теория катастроф [3, 78]. Этот тип разрывов был введен Р. Томом в 1972 г. и Е. Зиманом в 1977 г. Крупномасштабные разрывы (катастрофы) происходят в определенном состоянии переменных при изменении других, управляемых переменных, которые достигают критических бифуркационных значений. В применении к экономике теорию катастроф впервые продемонстрировал Е. Зиман в задаче о крахе спекулятивных «пузырей» на финансовом рынке. Теория катастроф предложила анализ общей структуры крупномасштабных разрывов, но подверглась критике за отсутствие моделей, позволяющих предсказать их наступление.

Оба подхода к динамике разрывов и теорию катастроф, и теорию хаоса можно рассматривать как частные случаи более широкой категории - теории бифуркаций, поскольку внезапные изменения, разные по масштабу, возникают в бифуркационных точках, где и происходят скачки на плавных хаотических траекториях. Возможным синтезом этих подходов является порядок. Такой прием предложен И. Пригожином в 1977 г. и разработчиком синергетики Г. Хакеном в 1983 г. [86]. По их мнению, оба типа разрывов являются одновременно и большими, и малыми. Последние будут возбуждать первые при колебаниях системы вблизи крупномасштабных точек бифуркации, где будут происходить катастрофы. Таким образом, хотя хаос может возникать

из катастроф в смысле последовательности переходных бифуркаций, катастрофы более высоких порядков могут, в свою очередь, возникать из хаоса.

При анализе хаотических явлений необходимы некоторые меры (критерии), позволяющие получить количественную оценку хаоса, сравнить теоретические и экспериментальные наблюдения, выявить отличие хаотического ряда от случайного. В задаче формирования таких критериев используются два подхода.

В первом подходе акцент делается на динамике хаотической характеристики. В рамках этого подхода применяются такие критерии, как показатель Ляпунова (мера скорости расхождения траекторий, начинающихся на соседних точках), энтропия Колмогорова (параметр, который отображает количество информации на аттракторе). Сюда же можно отнести спектральный анализ, а именно спектральную плотность мощности и автокорреляционную функцию.

Второй подход отражает геометрическую природу траекторий в пространстве состояний. Данный подход предполагает использование критериев, определяемых через фрактальную и корреляционную размерности.

Фракталы. Как указывает Петерс [67] – окончательного определения фракталов не существует. В дальнейшем под фракталом будем понимать множества, демонстрирующие на разных масштабах разрешения своей геометрической структуры, свойства подобия и соотнесенности. Термин фрактал был введен в 1975 году благодаря математику Бенуа Мандельброту [130] – пионеру в области фрактальной геометрии. Отметим, что математические идеи в этом направлении сформировались еще в XIX веке в работах Г. Кантора, К. Бейшотрасса, Д. Пеанно и др.

Мандельброт собрал наблюдения математиков, касающиеся объектов, не определенных способами евклидовой геометрии (так называемых «монстров»), и создал геометрию вполне реальных образований в природе (береговая линия, горные массивы, облака и т.д.).

Можно привести целый ряд фрактальных множеств, придуманных математиками². Это множество Кантора, снежинка Коха, салфетка Серпинского, ковер Серпинского и т.д. На примере множества Кантора рассмотрим построение этого фрактала (см. рис. 2.1): разделим единичный отрезок на три равные части и выбросим интервал, занимающий среднюю часть. Затем, каждый последующий отрезок снова делим на три части и выбрасываем среднюю треть, и так до бесконечности. То, что останется в итоге, и будет являться множеством Кантора.

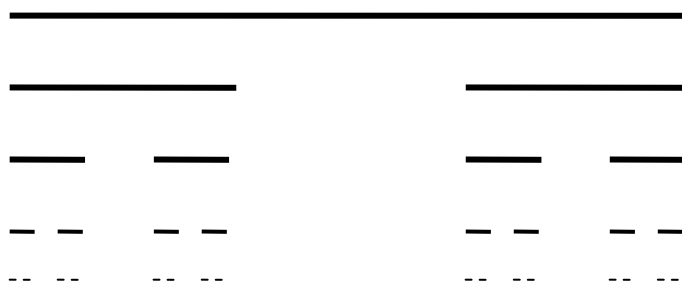


Рис. 2.1. Построение классического канторова множества

В статье Рюэля и Такенса [143], опубликованной в 1971 году, был введен новый математический образ динамического хаоса - странный аттрактор. Слово "странный" подчеркивает два свойства аттрактора. Это, во-первых, необычность его геометрической структуры. Размерность странного аттрактора является дробной (фрактальной). Во-вторых, странный аттрактор - это притягивающая область для траекторий из окрестных областей. При этом все траектории внутри странного аттрактора динамически неустойчивы, что выражается в сильной (экспоненциальной) расходимости близких в начальный момент траекторий.

Для характеристики аттракторов целесообразно ввести понятие размерности. Размерность определяет количество информации, необходимое для задания координат точки, принадлежащей аттрактору, в рамках указанной точности. Существует много способов определения размерности множества.

² Существует математический аппарат для порождения фрактальных форм [67, стр. 74], который называется итеративными функциональными системами (Iterated Function System – IFS).

Так, если имеется равномерно распределенное множество точек вдоль одной линии N_0 , можно подсчитать минимальное число кубов $N(\varepsilon)$ с ребром ε , необходимых для покрытия этого множества. Если число N_0 велико, то число кубов, покрывающих линию будет изменяться в зависимости от ε , как $N(\varepsilon) \cong \frac{1}{\varepsilon}$.

Если же мы рассмотрим покрытие не отрезка линии, а области на плоскости, то получим $N(\varepsilon) \cong \frac{1}{\varepsilon^2}$.

Оба соотношения имеют вид

$$N(\varepsilon) \cong \frac{1}{\varepsilon^D}, \quad (2.1)$$

где D выступает как размерность рассмотренных множеств и характеризует скорость роста числа ячеек покрытия данного множества при уменьшении размера ячеек.

Логарифмируя полученное соотношение и устремляя ε к 0, можно записать:

$$D = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log N(\varepsilon)}{\log(1/\varepsilon)}. \quad (2.2)$$

Если полученная размерность окажется нецелой (дробной), то такое множество называется фрактальным (от слова fraction – дробь), а величина D соответственно фрактальной размерностью. Фрактальная размерность, определенная с помощью покрытия множества ячейками фиксированной формы и размера, называется емкостью множества.

У такой меры, как емкость множества, существует серьезный недостаток – емкостная размерность – это геометрическая мера, она не учитывает частоту, с которой траектория посещает элемент покрытия. А так как странные аттракторы пространственно неоднородны, и некоторые области аттрактора посещаются чаще других, то необходима такая мера, которая каждый непустой элемент покрытия областей аттрактора в фазовом пространстве взвеси-

вала бы с помощью относительной частоты, с которой он посещается типичной траекторией. Такие размерности относят к классу вероятностных (это например, информационная размерность, поточечная размерность, корреляционная размерность и др.).

Информационная размерность определяется следующим образом

$$D_I = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log I(\varepsilon)}{\log(1/\varepsilon)} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i \log p_i}{\log(1/\varepsilon)}, \quad (2.3)$$

где $I(\varepsilon)$ - количество информации, необходимое для определения состояния системы в пределах точности ε ; $N(\varepsilon)$ - число ячеек покрытия размера ε ; p_i - вероятность посещения фазовой траекторией i -го кубика.

В случае подсчета поточечной размерности производится выборка точек на траектории N_0 , затем вокруг какой-нибудь точки описывается сфера радиуса ε , и подсчитывается число выборочных точек $N(\varepsilon)$ попавших внутрь сферы. Вероятность того, что выборочная точка окажется внутри сферы равна:

$$P(\varepsilon) = \frac{N(\varepsilon)}{N_0}. \quad (2.4)$$

В случае если точки лежат вдоль линии, то $P(\varepsilon)$ будет линейна по ε : $P(\varepsilon) \cong b\varepsilon$ при $\varepsilon \rightarrow 0$, $N_0 \rightarrow \infty$.

В случае если точки лежат на области плоскости, то $P(\varepsilon) \cong b\varepsilon^2$.

В общем случае $P(\varepsilon) \cong b\varepsilon^{D_p}$, откуда размерность в точке x_i будет считаться, как

$$D_p = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log P(\varepsilon; x_i)}{\log \varepsilon}. \quad (2.5)$$

Чтобы получить усредненную поточечную размерность, выбирают случайным образом множество $M < N_0$ и в каждой его точке вычисляют $D_p(x_i)$.

На практике исследователи часто используют корреляционную размерность. Рассмотрим покрытие аттрактора ячейками одинакового размера ε и выберем наугад две точки, принадлежащие аттрактору x_1 и x_2 [41, стр.179]. Вероятность того, что одна точка попадет в i -ю ячейку равна p_i . Если попадание обеих точек в данную ячейку можно считать независимыми событиями, то вероятность будет равна p_i^2 . Суммировав вероятность по $N(\varepsilon)$ ячеек, получим вероятность того, что две точки разделены расстоянием меньше ε :

$$C(\varepsilon) = \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i^2. \quad (2.6)$$

При уменьшении ε сумма будет убывать по степенному закону:

$$C(\varepsilon) \cong \varepsilon^{D_c}, \quad (2.7)$$

отсюда, что эквивалентно, существует предел

$$D_c = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log C(\varepsilon)}{\log \varepsilon} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log \left(\sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i^2 \right)}{\log \varepsilon}, \quad (2.8)$$

где D_c - корреляционная размерность.

Для вычисления корреляционной размерности можно использовать алгоритм Грассбергера – Прокачиа. Он состоит в следующем: пусть мы имеем набор m -мерных векторов состояния $\{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$, полученных из численного решения уравнений динамики. Используя некоторое (малое) ε , можно применить наш набор данных для оценки $C(\varepsilon)$:

$$\begin{aligned} C(\varepsilon) &= \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} p_i^2 = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N(N-1)} \times \\ &\times \left\{ \text{число пар } i \neq j \text{ таких, что } |x_i - x_j| < \varepsilon \right\} = \\ &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \theta(\varepsilon - |x_i - x_j|) \equiv C_m(\varepsilon) \end{aligned} \quad i \neq j \quad (2.9)$$

где θ - ступенчатая функция Хевисайда, $\theta(s) = 1$, при $s \geq 0$ и $\theta(s) = 0$ при $s < 0$.

Величина $C_m(\varepsilon)$ - корреляционный интеграл, служит (при достаточно больших N , обычно тысячи или десятки тысяч) статистической оценкой суммы $C(\varepsilon)$, где индекс m показывает размерность пространства вложения. Для вычисления корреляционной размерности, для вложения размерности m , проводят расчет $C_m(\varepsilon)$ при различных ε и строят линейную регрессию в двойных логарифмических координатах $\log C_m(\varepsilon)$ и $\log \varepsilon$. Тангенс угла наклона прямой и будет являться оценкой корреляционной размерности D_c для вложения размерности m .

На практике [41, стр.180], график зависимости $C_m(\varepsilon)$ от ε , проведенный в двойных логарифмических координатах, отклоняется от прямой линии в области больших ε , сравнимых с размерами аттрактора, и очень малых ε , когда количество пар точек становится слишком мало для хорошей статистической оценки (см. рис. 2.2).

На практике, если известна динамическая система, корреляционную размерность и размерность пространства вложения определить не так сложно, так как известны все компоненты вектора, описывающего поведение системы в фазовом пространстве. Но при изучении финансовых систем измерение всех компонент, характеризующих систему, невозможно, поскольку они просто неизвестны. Когда мы не знаем истинного фазового пространства системы, можно использовать метод Такенса [151], позволяющий восстановить некоторые свойства аттрактора (например, D_c и m) по временному ряду. Основная идея этого метода состоит в построении псевдо-аттрактора, где в качестве компонент вектора выступает сама зависящая переменная $x(t)$, но взятая с некоторой временной задержкой τ :

$$s = (x(t), x(t + \tau), x(t + 2\tau), \dots, x(t + (m - 1)\tau)). \quad (2.10)$$

Так как компоненты вектора, характеризующие систему, независимы, то в качестве временной задержки τ выбирается первое значение, при кото-

ром автокорреляционная функция достигает минимума (или обращается в ноль). Поскольку размерность вложения m неизвестна, то в результате последовательного добавления компоненты псевдовектора s при каждом $m = 2, 3, \dots$ вычисляют корреляционную размерность D_c . При увеличении m , размерность D_c будет сходиться к своей истинной величине, а та размерность, начиная с которой D_c перестаёт изменяться, является минимальной размерностью вложения, т.е. наименьшей целой размерностью пространства, содержащего весь аттрактор.

Как правило, сходимость наблюдается, когда размерность вложения выше корреляционной размерности на три и более целых числа [67, стр.185]. Сходимость объясняется наличием корреляций между точками внутри фрактала, которая и сохраняет свою истинную размерность при вложении в размерность более высокого порядка. Таким образом, корреляционная размерность Грассбергера-Прокаччи может являться хорошей оценкой для фрактальной размерности.

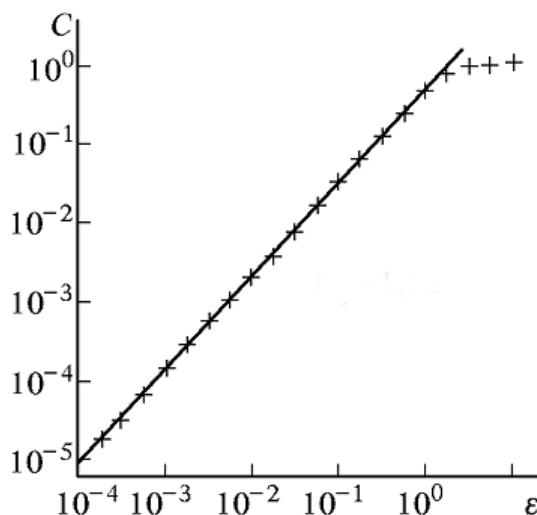


Рис. 2.2. Корреляционный интеграл: аттрактор Хенона, оценка корреляционной размерности 1,21 по алгоритму Грассбергера-Прокаччи

Отметим, что для нас особенно важен следующий факт – для периодического режима, на фазовой диаграмме которого мы видим предельный цикл, зависимость $C_m(\varepsilon)$ от ε линейна, но совершенно другую ситуацию мы по-

лучим в случае наличия белого шума. Белый шум можно рассматривать как суперпозицию бесконечного числа колебательных мод, и поэтому он может быть описан с помощью аттрактора T^n , с очень большим n . Его траектория плотно покрывает любое фазовое пространство размерности $m \leq n$. Действительно [93, стр. 125], предположим, что странный аттрактор вложен в m -мерное пространство, и в систему вносится белый шум. Тогда каждая точка на аттракторе будет при этом окружена равномерно заполненным m -мерным облаком точек. Радиус этого облака определяется амплитудой шума ε_0 . При $\varepsilon \gg \varepsilon_0$ эти облака рассматриваются в уравнении (2.9) как точки, и наклон графика зависимости $\log C_m(\varepsilon)$ от $\log \varepsilon$ дает корреляционный показатель аттрактора. При $\varepsilon \ll \varepsilon_0$ большая часть точек попадет внутрь равномерно заполненных d -мерных ячеек и наклон соответственно будет равен m . При наличии случайного шума корреляционная размерность заметно увеличивается с ростом размерности вложения (рис. 2.3). Но для корреляционной размерности детерминированной системы вычисленная корреляционная размерность перестает возрастать, как только корреляционная размерность данных окажется меньше чем размерность вложения.

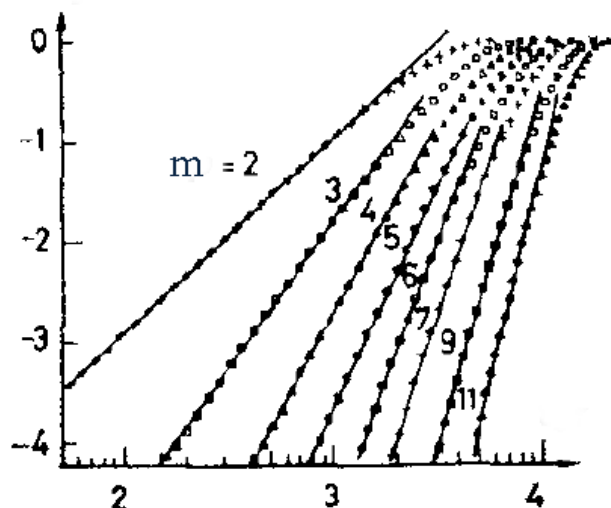


Рис. 2.3. График функции для белого шума $\log C_m(\varepsilon)$ от $\log \varepsilon$. Можно видеть, что корреляционная размерность увеличивается с ростом размерности m пространства вложения. Иллюстрация из книги [8, стр. 172].

Таким образом, метод определения корреляционной размерности данных с помощью вложения их в пространство подходящей размерности, позволяет отличать детерминированный хаос (динамические нерегулярности, определяемые внутренними свойствами аттрактора) от случайного шума. Известно успешное применение этого метода к обработке широкого круга различных физических, метеорологических, биологических и физиологических наблюдений [125]. Особый интерес для названных научных направлений может представлять задача о выделении степени детерминированности наблюдений. Далее мы представим результаты эмпирической оценки влияния мультипликативного присутствия случайного шума на рост корреляционной размерности ряда, а также будет предложен алгоритм, позволяющий выделить в структуре ряда детерминированную и случайную компоненту. Это дает возможность классифицировать ряды не просто на детерминированные и случайные, но позволяет ввести понятие «частично детерминированного ряда». Отметим, что автору неизвестны другие исследования и методики, решающие эту задачу.

Постоянная Херста и R/S анализ временных рядов

Одним из наиболее популярных методов нелинейной динамики является метод нормированного размаха (R/S -анализ). В течение более чем полувекового периода R/S -анализ природных, экономических, финансовых и др. временных рядов исследователи осуществляют на базе опубликованного в работе [127] алгоритма, названного в честь британского ученого Х.Е. Херста.

Херст – гидролог, работавший над Нильским проектом и в течении 40 лет наблюдавший уровень разлива Нила. Предстояло решить следующую задачу: какой объем должно иметь водохранилище, чтобы оно никогда не переполнялось и не пересыхало? При построении модели обычно использовали предположение, что неконтролируемая часть поступающей воды (осадки) представляет случайный процесс с независимыми событиями (например, бе-

лый шум), что является обычным предположением для большой системы с большим числом степеней свободы.

Проверяя это гипотезу, Херст предложил новую статистическую характеристику, экспоненту Херста. Оказалось, это характеристика широко применима к анализу временных рядов (в том числе для анализа рядов цен финансовых инструментов), так как исключительно устойчива и позволяет отличать случайные ряды с независимыми приращениями от неслучайных рядов.

С помощью алгоритма *R/S*-анализа можно выявить следующие свойствами временного ряда: значение показателя Херста H и соответствующий ему «цвет шума»; оценка меры устойчивости временного ряда (наличие трендоустойчивости с персистентностью, хаотичностью и антиперсистентностью); наличие долговременной памяти и оценка её глубины; наличие циклов. Значение H и «цвет шума» являются важными фрактальными характеристиками временного ряда.

Приведем алгоритм вычисления постоянной Херста [96].

Пусть имеется ряд наблюдений

$$E = \{e_i\}, i = 1, 2, \dots, N,$$

где N – общее число наблюдений.

Выберем фиксированный временной промежуток $T = n$ и организуем цикл по $k=1$ до $N-n$. При $k=1$ выбираем первые n наблюдений e_1, e_2, \dots, e_n и вычисляем среднюю M_{1n} . Временной ряд накопленных отклонений определяется как

$$X_{1m} = \sum_{i=1}^m (e_i - M_{1n}), m < n. \quad (2.11)$$

Далее, при $k=2$ выбираем серию наблюдений e_2, e_3, \dots, e_{n+1} . Как и выше, вычисляем среднее M_{2n} и X_{2m} :

$$X_{2m} = \sum_{i=2}^{m+1} (e_i - M_{2n}). \quad (2.12)$$

Повторяя процесс вычислений для всего цикла по $k=1$ до $N-n$, получим $N-n$ значений кумулятивных отклонений X_{km} ($k=1, \dots, N-n$).

Следующим шагом вычисляем размах последовательности ряда накопленных отклонений $\{X_{km}\}$ как:

$$R_n = \max(X_{km}) - \min(X_{km}). \quad (2.13)$$

Для возможности сравнения различных типов рядов Херст предложил разделить этот размах на стандартное отклонение исходных наблюдений. Пусть S - выборочное стандартное отклонение ряда $\{e_i\}$, $i = 1, 2, \dots, N$. Тогда нормализуя размах R_n путем деления на S , получаем величину R_n/S - безразмерную вариацию ряда, которая будет расти с увеличением временного промежутка $T = n$.

Херст ввел следующее соотношение:

$$R/S = (an)^H, \quad (2.14)$$

где a – некоторая константа; n - число наблюдений; H - показатель Херста.

Прологарифмировав последнее равенство, получим:

$$\ln(R/S) = H \ln n + \ln a. \quad (2.15)$$

Откладывая по оси $x \ln n$, а по оси $y \ln(R/S)$ получаем точки по которым, используя метод наименьших квадратов, строим линейную регрессию. Наклон полученной линии регрессии и даст значение постоянной Херста.

На полученном рисунке часто можно наблюдать, что H отличается для первых и последующих нескольких значений n . Значение $\ln n$, при котором происходит «перелом» графика, то есть переход на прямую с наклоном $H = 0.5$ и есть величина, характеризующая долговременную «память» ряда, а n - это время за которое полностью теряется информация о конкретном наблюдении.

Постоянная Херста может принимать следующие значения, отражающие степень персистентности ряда:

▪ $H = 0.5$ означает, что временной ряд состоит из последовательности случайных независимых (некоррелированных) событий. Это так называемый «белый шум» с максимальной хаотичностью и наименьшей прогнозируемостью. Мера корреляции, выражаемая формулой

$$C = 2^{(2H-1)} - 1 \quad (2.16)$$

равна 0, то есть настоящее не влияет на будущее.

▪ Если $0 \leq H \leq 0.5$ это свидетельство антиперсистентности ряда, такой временной ряд является «розовым шумом». То есть, если такой ряд возрастал в предыдущий период, то вероятнее всего, он будет убывать в последующий период, и наоборот. Чем ближе H к нулю, тем ближе константа C к -0.5, к отрицательной корреляции.

▪ Случай $0.5 < H < 1$ соответствует «черному шуму», это ряд, имеющий долгосрочную память. Отметим, что такие ряды еще называют дробными броуновскими движениями (или несимметричным случайным блужданием). При значениях постоянной Херста, заметно превосходящих 0,5, рассматриваемый временной ряд является персистентным или трендоустойчивым, т.е. если ряд возрастает или убывает на протяжении некоторого периода, то весьма вероятно, что он сохранит эту тенденцию какое-то время в будущем. Трендоустойчивость поведения усиливается при приближении H к единице, где ряд становится все менее зашумленным и имеет больше последовательных наблюдений одного знака. При $H > 1$ имеем ситуацию стационарности и наличия тренда.

Применительно к финансовым данным можно использовать следующую содержательную и качественную трактовку: показатель Херста H измеряет влияние информации на временной ряд данных. Значение $H=0.5$ подразумевает случайное блуждание, что является подтверждением гипотезы эффективного рынка. В этом случае события некоррелированы, все новости уже впитаны и обесценены рынком. Значение $H>0.5$ подразумевает, что сегодняшние события будут иметь значение завтра и полученная информация продолжает учитываться рынком некоторое время спустя. И это не просто

последовательная корреляция, это функция долговременной памяти, которая обуславливает информационное влияние в течение больших периодов времени. Если же $H < 0.5$, то мы имеем дело с антиперсистентным рядом. Такой ряд волатилен, т.е. более изменчив, чем ряд случайный. Он состоит из частых реверсов «спад-подъем». Среди финансовых данных было найдено мало подобных рядов.

Проверить обоснованность результата можно, вычислив постоянную Херста у хаотизированного временного ряда, то есть ряда, в котором разрушена временная последовательность наблюдений (номера наблюдений перемешаны с помощью датчика случайных чисел). Если у хаотизированного ряда постоянная Херста станет близка к 0.5, значит, исходный ряд имел «долговременную память», которая оказалась разрушенной в результате перемешивания. Если же константа Херста не изменяется после случайного перемешивания ряда, то ее величину определяет ряд с независимыми приращениями и «толстыми хвостами» в распределении вероятностей появления различных по величине значений ряда.

Метод нормированного размаха может не только классифицировать ряды на устойчивость, но и дает возможность обнаруживать непериодические циклы. Это проявляется в виде излома кривой зависимости $\ln(R/S)$ в функции $\ln n$, построенной по результатам наблюдений. Данный факт [40] делает особенно привлекательным этот метод для оценки цикличности хаотических временных рядов, когда преобразование Фурье, оценивающее непериодические циклы, не способно выявить непериодические временные ряды.

Как отмечено в [67], для получения достаточно точных оценок фрактальных характеристик временного ряда с помощью алгоритма нормированного размаха Херста, требуются ряды длиной несколько тысяч или даже порядка десятка тысяч наблюдений. Это замечание показывает ограниченность применения показателя Херста для финансовых рядов, так как столь большое число наблюдений слишком велико по сравнению с продолжительностью торгуемых трендов.

Херст предложил эмпирическую формулу (так называемый «эмпирический закон Херста») для оценки величины H по значению R/S , которая позволяет обходиться лишь несколькими десятками наблюдений:

$$H = H(\tau) = \frac{\log(R(\tau)/S(\tau))}{\log(\tau/2)}, \quad (2.17)$$

где τ - количество наблюдений.

Необходимо учитывать (67), что этот эмпирический закон имеет тенденцию преувеличивать H , когда оно больше 0,7 и наоборот, преуменьшать, если $H \leq 0,4$, однако для коротких рядов, может быть использован как разумное приближение.

Другим способом определения персистентности ряда, является индекс вариации, предложенный М.М. Дубовиковым и Н.В. Старченко [26]. Индекс вариации, аналогичен показателю Херста, но позволяет использовать данных на два порядка меньше, чем при расчете самого показателя Херста.

Для подсчета этой величины рассматривается равномерное разбиение отрезка $\omega_n = \{a = t_0 < \dots < t_i < \dots < t_n = b\}$ и составляется величина:

$$V_f(\delta) = \sum_{i=1}^n A_i(\delta), \quad (2.18)$$

где $\delta = \frac{b-a}{n}$ - длина шага разбиения, $A_i(\delta)$ - амплитуда (разность между максимальным и минимальным значением) на $(t_{i-1}, t_i]$. Если $V_f(\delta) \sim \delta^{-\nu}$ при $\delta \rightarrow 0$ ($n \rightarrow \infty$), то ν и будет являться индексом вариации.

Трактовка значения индекса аналогична интерпретации показателя Херста, при этом $H=0,5$ соответствует $\nu=0,5$, $H>0,5$ соответствует $\nu<0,5$, а трактовка $H<0,5$ равнозначна $\nu>0,5$.

Развитие R/S -анализ получил в трудах В.А. Перепелицы и Е.В. Поповой [64-65]. В частности, они предложили алгоритм последовательного R/S -анализа для оценки глубины памяти о начале временного ряда, где для оценки показателя Херста как раз используется «эмпирический закон Херста». На

основании формулы (2.17) строится в декартовых логарифмических координатах две траектории : первая, называемая H -траекторией, состоит из точек с координатами (x_τ, y_τ) , где $x_\tau = \log \tau$, $\tau = 3, 4, \dots, n$, а y_τ вычисляется согласно (2.17): $y_\tau = H(\tau)$. Вторая, называемая R/S -траекторией, состоит из точек с координатами (x_τ, y_τ^o) , где $x_\tau = \log \tau$, а $y_\tau^o = \log(R(\tau)/S(\tau))$.

Если рассматриваемый временной ряд обладает долговременной памятью, то его R/S -траектория факт исчерпания памяти о начале ряда демонстрирует так называемым срывом с тренда или, в другой терминологии, сменой направления тренда, вдоль которого следует определенное количество начальных точек R/S -траектории [64-65]. Вышеуказанный термин «смена тренда» подразумевает, что точки R/S -траектории, следующие после точки смены тренда, уже «не возвращаются» к первоначальному тренду. На основании компьютерных экспериментов для временных рядов в работах было сформулировано следующее определение трендоустойчивого начального отрезка временного ряда, заканчивающегося точкой исчерпания этого тренда:

1. Определенное количество $l \geq 2$ точек, относящихся к началу R/S -траектории, следуют вдоль линейного тренда.
2. После точки l R/S -траектория меняет тренд, причем, последующие точки этой траектории «не возвращаются» к первоначальному тренду.
3. Временной ряд ординат $\langle y_\tau \rangle$ точек H -траектории при переходе от y_l к y_{l+1} получает отрицательное приращение; при этом точка l H -траектории находится в зоне черного шума, т.е. значение показателя Херста $y_l = H(l) > 0,5$.

При построении R/S -траектории и H -траектории необходимо учитывать, что R/S -анализ в силу алгоритмической особенности не вычисляет координаты (x_τ, y_τ) , соответствующие двум первым уровням исследуемого временного ряда, т.е. для $\tau = 1$ и $\tau = 2$. Поэтому и предлагается нумеровать точки указанных траекторий, начиная с номера 3.

Как правило, точка смены тренда R/S -траектории появляется с лагом, в силу чего номер точки смены тренда этой траектории является верхней оценкой глубины памяти о начале рассматриваемого временного ряда.

Получаемая в результате проведенного R/S -анализа информация о динамике точек смены тренда R/S -траектории устанавливает факт циклической природы эволюционирования рассматриваемых временных рядов и дает точное значение границ циклов в составе временного ряда.

Рассмотренный выше показатель Херста, как будет показано в третьей главе, является одним из важнейших параметров многопараметрической модели, построенной исходя из гипотезы когерентных рынков. В данной модели будет предложено связать экспоненту Херста H с показателем поведения толпы k .

2.2. Эмпирическая оценка величины мультипликативной случайной компоненты временного ряда

Чем ниже корреляционная размерность ряда, тем меньшее число параметров задействовано в описании системы. При изучении временных рядов будем различать те компоненты рядов, которые образуют странные аттракторы в некотором фазовом пространстве вложения конечной размерности. Эта компонента имеет конечную корреляционную размерность, и будем ее называть компонентой детерминированного хаоса. Другую компоненту ряда, которая является, по сути, случайным непредсказуемым шумом и имеет бесконечную корреляционную размерность, будем называть случайной компонентой или случайным хаосом. При росте размерности вложения и наличии случайной компоненты следует ожидать рост корреляционной размерности.

Основная гипотеза, подлежащая проверке, состоит в том, что финансовые временные ряды обладают как детерминированной компонентой, так и случайной компонентой. Как было описано выше, с увеличением размерности m фазового пространства, корреляционная размерность полностью случайного также ряда растет с порядком роста m . Оказалось, что хотя корреляционная размерность рядов содержащих случайную компоненту бесконечная, но степень роста корреляционного интеграла замедляется с возрастанием доли детерминированной компоненты в ряде. Для эмпирической проверки гипотезы были изучены ряды известных детерминированных аттракторов (см. выражения 2.19-2.26). Модельные данные значений отсчетов были созданы при помощи программы Fractan 4.4 (<http://impb.psn.ru/~sychyov/>).

Генератор Ван дер Поля (1D) [a = 1, b = 0,3]

$$\begin{cases} dx/dt = y \\ dy/dt = a(1 - bx^2)y - x \end{cases} \quad (2.19)$$

Уравнение Мекки-Гласса [a = 0.1, b = 0.2, c = 10, τ = 30]

$$x_{k+1} = x_k + \frac{bx_{k-\tau}}{1 + x_{k-\tau}^c} - ax_k, \quad (2.20)$$

Генератор Ван дер Поля (2D) [a = 1, b = 0.3, B = 1, p = 1.5]

$$\begin{cases} dx/dt = y \\ dy/dt = a(1 - bx^2)y - x + z \\ dz/dt = B \sin(pt) \end{cases} \quad (2.21)$$

Отображение Хенона [a = 1.4, b = 0.3]

$$\begin{cases} x_{k+1} = 1 - ax_k^2 + by_k \\ y_{k+1} = x_k \end{cases} \quad (2.22)$$

Отображение Икеды [a = 0.4, b = 6, c = 0.9]

$$\begin{cases} x_{k+1} = 1 + c(x_k \cos(a_k) - y_k \sin(a_k)) \\ y_{k+1} = c(x_k \sin(a_k) + y_k \cos(a_k)) \\ a_k = a - b/(1 + x_k + y_k) \end{cases} \quad (2.23)$$

Система Лоренца [$\sigma = 10$, b = 8 / 3, r = 28]

$$\begin{cases} dx/dt = -\sigma x + \sigma y \\ dy/dt = -xz + rx - y \\ dz/dt = xy - bz \end{cases} \quad (2.24)$$

Система Ресслера [a = 0.2, b = 0.2, c = 5]

$$\begin{cases} dx/dt = -y - z \\ dy/dt = x + ay \\ dz/dt = b + xz - cz \end{cases} \quad (2.25)$$

Функция Вейерштрасса-Мандельброта [D = 1.5, b = 1.5]

$$\text{Re } W(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{(1 - \cos b^n t)}{b^{(2-D)n}}$$

$$\text{Im } W(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{(1 - \cos b^n t)}{b^{(2-D)n}} \quad (2.26)$$

Гауссов шум - случайная величина с нормальным распределением, нулевым средним и стандартным отклонением σ .

Для каждого из перечисленных детерминированных рядов D_k , (элементы которых обозначим $d_i, i=1..N$) были созданы следующие ряды, содержащие в разной пропорции случайную хаотическую компоненту:

- полностью хаотизированный ряд (полученный путем случайного перемешивания изначального ряда). Обозначим его как S ряд, с элементами $s_i, i=1..N$;

- $D^\alpha S^\beta$ ряды - ряды имеющие $\alpha\%$ ($\alpha=0;0.1;\dots 1$) детерминированного хаоса и $\beta\%$ ($\beta=0;0.1;\dots 1$) случайного. Элементы рядов были получены по следующей формуле:

$$z_i = d_i^\alpha * s_i^\beta, i=1..N, \alpha+\beta=1. \quad (2.27)$$

Назовем ряды вида (2.27) **частично детерминированными рядами**.

Для всех рядов была найдена последовательность корреляционных размерностей соответствующих размерностям вложений. Для каждого ряда по этим корреляционным размерностям построена линейная регрессия. Через коэффициенты наклона полученных регрессий была построена квадратичная регрессия, где в качестве независимой переменной X взято значение коэффициента наклона прямой регрессии последовательности корреляционных размерностей, в качестве зависимой переменной Y доля $\beta\%$ случайного хаоса. Получено следующее квадратичное уравнение:

$$Y = -1.13X^2 + 1.98X. \quad (2.28)$$

Оценка качества построенной регрессии показала, что коэффициенты регрессии значимы и сама регрессия адекватна эмпирическим данным (см. рис. 2.4-2.6).

Model is: $Y=a*x^2+b*x$ (dimens modelnie)					
Dep. Var. : Y					
Level of confidence: 95.0% (alpha=0.050)					
	Estimate	Standard error	t-value df = 86	p-level	Lo. Conf Limit Up. Conf Limit
a	-1.13510	0.513297	-2.21139	0.029661	-2.15550 -0.114699
b	1.98669	0.274508	7.23728	0.000000	1.44099 2.532396

Рис. 2.4. Оценка коэффициентов уравнения регрессии на значимость

Model is: $Y=a*x^2+b*x$ (dimens modelnie)					
Dep. Var. : Y					
Effect	1 Sum of Squares	2 DF	3 Mean Squares	4 F-value	5 p-value
Regression	27.37750	2.00000	13.68875	343.9683	0.00
Residual	3.42250	86.00000	0.03980		
Total	30.80000	88.00000			
Corrected Total	8.80000	87.00000			
Regression vs. Corrected Total	27.37750	2.00000	13.68875	135.3319	0.00

Рис. 2.5. Оценка качества уравнения регрессии

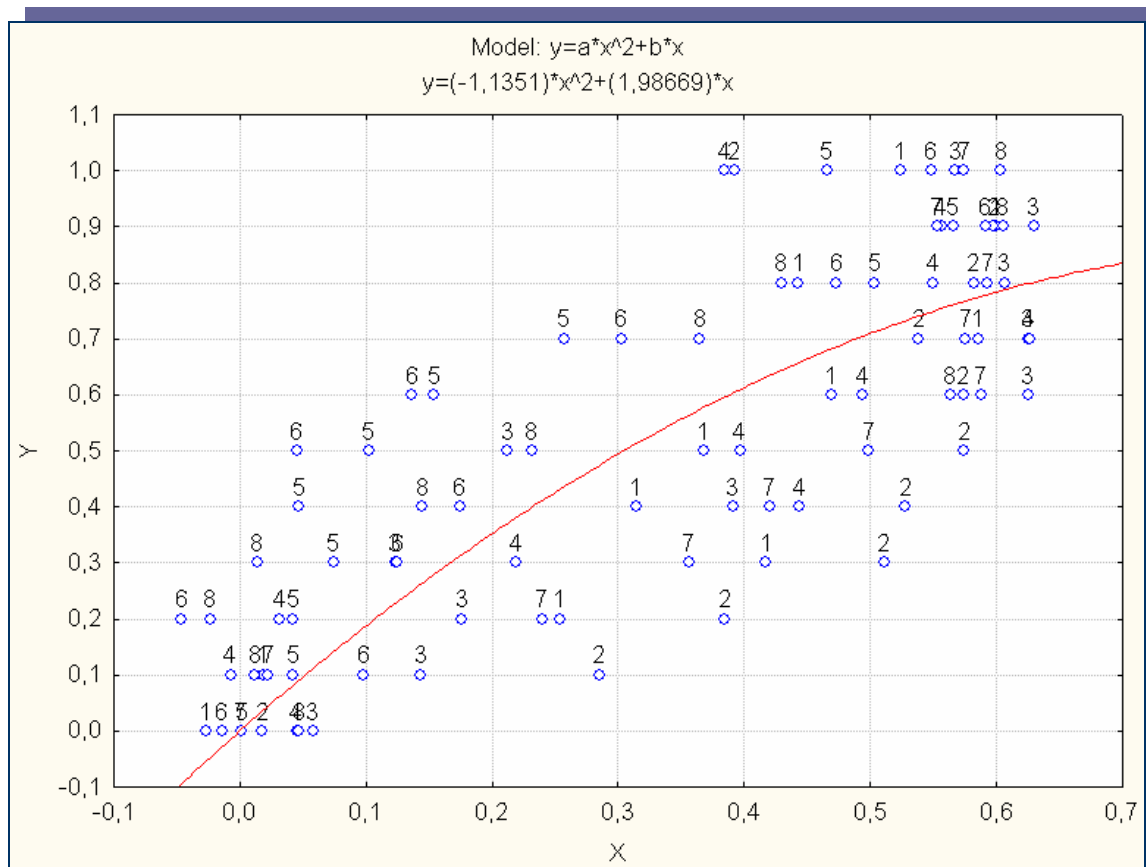


Рис. 2.6. 1. ф. ВМ, 2. от. Икеды, 3. с. Лоренца, 4. с. Ресслера, 5. г. В.Д.П. 1, 6. г. В.Д.П. 2, 7. от. Хенона, 8. р.у. М.Г. По оси X - коэффициенты наклона линейных регрессий. По оси Y - доля $\beta\%$ случайного хаоса.

Оказывается, что просматривается четкая тенденция к увеличению наклона в регрессии корреляционных размерностей при возрастании случайной хаотической компоненты в ряду наблюдений (рис. 2.6).

Расчет основных фрактальных характеристик финансовых рядов

Были получены последовательности корреляционных размерностей для цепных индексов курсов валют Р/\$ (рубль/американский доллар, за 2000-2003гг.), Р/Е (рубль/евро, за 2000-2003гг) и коэффициенты наклона корреляционных размерностей $k\$$ и $kЕ$ для Р/\$ и Р/Е соответственно. Подставив коэффициенты наклона корреляционных размерностей $k\$$ и $kЕ$ в уравнение [2.28], получим, что значение $\beta\%$ случайного хаоса в ряду рубль/доллар =52,01%, в ряду рубль/евро =33,09%. Таким образом можно было сделать вывод о большей перспективности работы трейдера на рынке Р/Е в сравнении с рынком Р/\$.

Аналогичное исследования было проведено для обыкновенных акций российских эмитентов. Конкретно рассматривались цепные индексы цен закрытия основных «голубых фишек» эмитентов за период 1997-2003гг. По результатам расчета получен следующий результат (см. табл. 2.1):

Т а б л и ц а 2.1

Вычисление процента случайного хаоса акций

Эмитент	% случ. хаоса	Эмитент	% случ. хаоса
РАО ЕЭС	64,2	Ростелеком	43,3
Газпром	65,4	Сбербанк	37,4
НорНикель	57,1	Сугрутнефтегаз	56,0
Лукойл	77,1	Татнефть	28,3
Юкос	69,6		

Полученный результат показывает, что в целом, поведение цен акций за период 1997-2003 гг. на российском фондовом рынке характеризовалось невысокой долей мультипликативного детерминированного хаоса, что говорило о сложности обнаружения долгосрочных закономерностей в значениях

цен. Об этом же свидетельствует результат исследования индекса РТС (индекс показывает движение рынка акций в среднем), у которого $\beta\%$ случайного хаоса составил 60,36%. Следует отметить, что выявлена группа акций (Ростелеком, Сбербанк, Татнефть, Сургутнефтегаз, ГМК Норильский никель) с достаточно невысокой долей случайного хаоса. Для работы с этими акциями трейдерам можно было бы рекомендовать системы технического анализа, построенные на следовании за трендом.

Для изучаемых финансовых рядов была посчитана также другая фрактальная характеристика - константа Херста. Так как показатель Херста измеряет степень зазубренности временного ряда, то чем ближе H к 0,5, тем больше шума в системе и тем более ряд подобен случайному.

В таблице 2.2 мы видим, что большие величины H соответствуют финансовым рядам содержащим меньшую долю мультипликативного случайного хаоса. Это означает, что работа с этими рядами означает меньший риск, потому что они соответствуют данным, содержащим меньше шума.

Т а б л и ц а 2.2

Сравнение значений показателя Херста и процента случайного хаоса

Финансовый актив	% случ. хаоса	Херст исх. данных	Херст хаот. данных
Рубль/Евро	33,09	0,58	0,50
Рубль/Доллар	52,01	0,60	0,49
Индекс РТС	60,36	0,57	0,59
РАО ЕЭС	64,20	0,59	0,53
Газпром	65,40	0,53	0,65
НорНикель	57,10	0,66	0,47
Лукойл	77,10	0,60	0,42
Ростелеком	43,30	0,72	0,48
Сбербанк	37,40	0,55	0,65
Сургутнефтегаз	56,00	0,66	0,53
Татнефть	28,30	0,70	0,58
Юкос	69,60	0,60	0,55

Сравнение процента случайного хаоса для разных периодов времени

Эмитент	% случ. хаоса (1997-2003)	% случ. хаоса (2004-2007)
РТС	60,36	39,1
РАО ЕЭС	64,2	42,3
Газпром	65,4	41,4
НорНикель	57,1	51,3
Лукойл	77,1	72,2
Ростелеком	43,3	49,8
Сбербанк	37,4	45,1
Сугрутнефтегаз	56,0	41,2
Татнефть	28,3	62,0

За период 2004-2007 гг. большинство акций показало уменьшение процента случайного хаоса в структуре ценового ряда, что отразилось в увеличении степени прогнозируемости этих акций. Как следствие, большинство участников рынка, работающих на системах торговли, основанных на следовании за трендом, получили существенную прибыль за этот период.

Вывод: исследование числовых характеристик финансовых рядов позволяет выявить те финансовые инструменты, которые в той или иной степени детерминированы, и, следовательно, поведение которых может быть частично спрогнозировано методами технического анализа. Отметим, что существенное уменьшение процента случайного хаоса (до $\beta\% = 20-25\%$) может служить опасным симптомом «надувания пузыря» и, как следствие, финансового кризиса.

2.3. Применение теории хаоса и элементов технического анализа к исследованию динамики финансовых крахов

Алгоритм определения процента случайного хаоса был применен для рыночных индексов (Hang-Seng, S&P500, Nasdaq, PTC) на интервалах, предшествующих и последующих датам сильных финансовых кризисов. Выяснилось, что проценты детерминированного и случайного хаоса резко отличаются до и после финансовых кризисов. В результате проведенного исследования оказалось, что большинство рыночных кризисов можно разделить на два основных класса.

Кроме того, как будет показано ниже, нарастание доли детерминированной компоненты графически выглядит как продолжительный направленный рост (или падение цены). Перед крахами, скорость движения такого роста непостоянна и, как правило, ускоряется по степенному закону. Будет предложена простая модель графического анализа, учитывающая свойство ускорения роста цены финансового инструмента. Проведен анализ ситуации на российском фондовом рынке на возможность краха (на основании 2005 - начала 2007 гг.), а также анализ индексов других развивающихся стран, падение которых может послужить толчком к кризису и на отечественном рынке акций.

Гонконгские крахи 1994, 1997 года. Как известно [72], Гонконг очень сильно ориентирован на свободный рынок, характеризуется незначительным числом ограничений для резидентов или нерезидентов, физических лиц или компаний относительно проведения операций, займов и репатриации прибыли и капитала. В связи с этим, можно ожидать, что спекулятивное поведение и стадный инстинкт будут проявляться здесь во всей своей полноте.

Рассмотрим крахи 1994 и 1997 годов (на рис. 2.7 обозначены I и II соответственно). Первый пузырь, лопнувший в начале 1994, обозначен I. Пузырь закончился так называемым «медленным обвалом»: 4 февраля 1994 года ин-

декс Hang Seng при закрытии достигал отметки 12157,6, а месяц спустя, 3 марта 1994 года он закрылся на уровне 9802, что составляет 19,4% общих потерь. В течение последующих двух месяцев индекс продолжал падать, опустившись до отметки 8421.7 при закрытии 9 мая 1994 года, что составляет 30,7 % общих потерь по сравнению с уровнем, достигнутым 4 февраля.

Второй пузырь закончился в середине августа 1997 года медленным, но непрерывным угасанием вплоть до 17 октября 1997 года, когда произошел резкий обвал: падение с 13601 на 17 октября до 9059 на 28 октября, что составляет 33,4% общих потерь.



Рис. 2.7. Индекс Hang Seng

Таблица 2.4

Hang-Seng

Период	% случ. хаоса
1987-1989	50,21
1989-1991	44,41
1991-1994	28,40
1994-1996	52,92
1996-1997	20,08
1997-1999	32,52
1999-2001	45,03

Кризисы США 1987, 1998, 2000 годов. Кризис 1987 года. Крах на фондовом рынке 19 октября потряс профессионалов Уолл-Стрит, уничтожив около одного триллиона долларов стоимости фондового рынка. В Черный Понедельник индекс Доу-Джонс упал на 22,6% до отметки 1738,74. Это было самое крупное падение, произошедшее в течение одного дня, как в количественном, так и в процентном соотношении, за всю историю индекса «голубых фишек». Остальные рынки последовали за индексом Доу. Индекс S&P500 потерял более 20%, упав на 57,86 до уровня 224,84. Nasdaq опустился на 46,12 пунктов до отметки 360,21. Восстановление потерь заняло долгое время. Индекс Доу вернулся к своему докризисному уровню лишь в январе 1989 года, 15 месяцев спустя. Охватывающему большую часть рынка индексу S&P500 понадобился для этого 21 месяц.

Кризис 1998 года. Достигнув своего максимума в середине июня 1998 года, американский фондовый индекс S&P500 к началу сентября потерял 19%. Еще более впечатляет падение индекса высокотехнологичных компаний NASDAQ, который за два месяца потерял 25%. Этот медленный обвал и, в частности, аналогичное поведение фондовых рынков во всем мире, начавшееся в середине августа, как правило, приписывается падению на российских финансовых рынках, которые сопровождались обесцениванием национальной валюты и отказом правительства платить по своим долговым обязательствам. Д. Сорнетте [72] выдвинул предположение, и это предположение проверяется нами ниже, что события в России могли послужить толчком, но не фундаментальной причиной. Он считает, что на фондовом рынке был нестабильный пузырь, который достиг своей кульминации в середине 1998 года.

Кризис 2000 года. Индекс Nasdaq-композит стремительно рухнул до отметки 3227 17 апреля 2000 года, что составило 37% потерь по сравнению с рекордным уровнем 5133, достигнутым 10 марта 2000 года. Nasdaq-композит состоит в основном из акций компаний, относящихся к так называемой Но-

вой Экономике, то есть к Интернету, программному обеспечению, компьютерному оборудованию, телекоммуникациям и так далее.

Т а б л и ц а 2.5

S&P 500		Nasdaq	
период	%случ. хаоса	период	%случ. хаоса
1983-1985	47,07%	1994-1996	36,03%
1985-1987	17,42%	1996-1998	16,03%
1987-1989	51,59%	1998-2000	32,40%
1989-1991	5,25%	2000-2002	20,02%
1991-1994	41,94%	2002-2004	45,61%
1994-1996	18,34%		
1996-1998	18,88%		
1998-2000	57,59%		
2000-2002	19,32%		

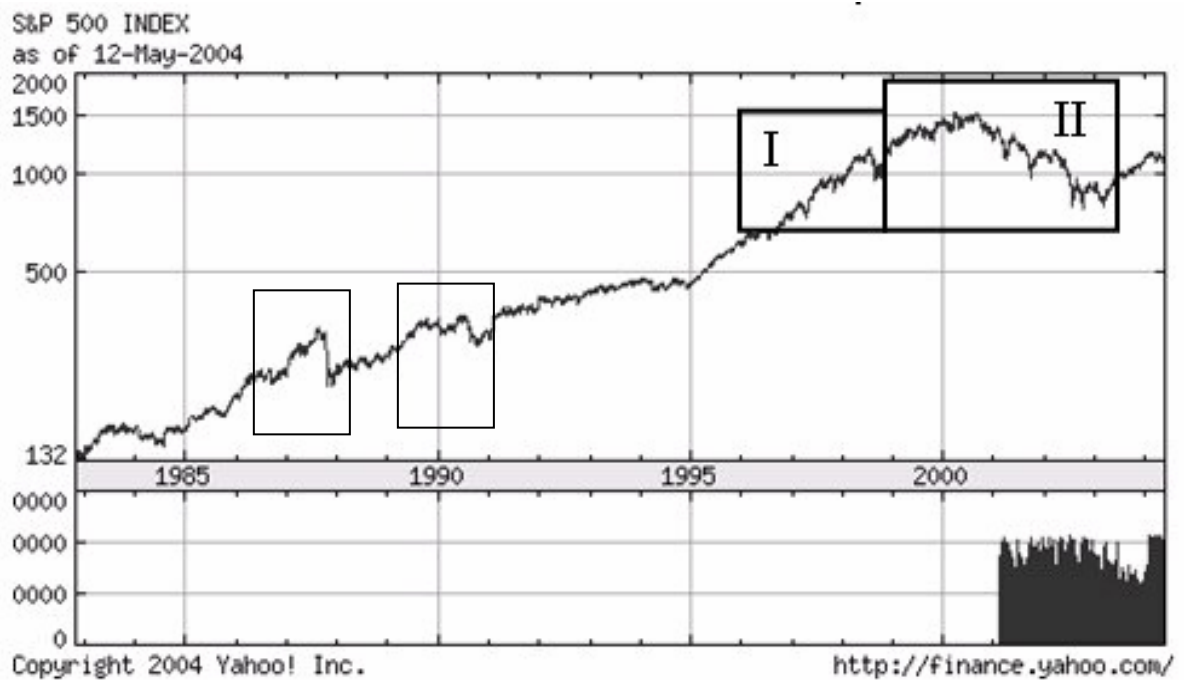


Рис. 2.8. Индекс S&P500



Рис. 2.9. Индекс NASDAQ

Крах РТС 1998 года. В 1997 году произошло большое падение индекса РТС, которое продолжилось и следующем году. В январе 1998 г. падение индекса РТС составило около 28%. В качестве "внешних" причин обострения кризиса можно выделить: быструю девальвацию валют Юго-Восточной Азии в начале 1998 года, снижение крупнейших азиатских фондовых индексов и, как следствие, ослабление финансовой устойчивости инвестиционных компаний данного региона, закрывавших свои позиции на Emerging Markets, в том числе в России. К тому же на движении курсов акций, выпущенных нефтяными компаниями, играющих столь важную роль на российском фондовом рынке, чрезвычайно неблагоприятно сказалось падение цена на нефть на мировых рынках. Особенно сильно - на 50-70% упали акции именно некоторых нефтяных компаний "Томскнефть", "Сургутнефтегаз" и др. Среди внутренних причин (экономических и психологических) можно выделить существенные колебания на российском валютном рынке и рынке государственного долга.

В апреле политическая нестабильность (правительственный кризис вплоть до утверждения нового премьер-министра 24 апреля) и общая неблагоприятная конъюнктура привели к снижению индекса РТС на 4%. В мае

финансовый кризис фактически вступил в новую стадию, что связано как с внешними, так и с внутренними причинами.

Но основными причинами кризиса стали недоверие западных инвесторов к возможности Правительства разрешить в ближайшей перспективе сложившиеся в России экономические проблемы, ожидание девальвации рубля и опасно высокая доля расходов на обслуживание государственного долга в общей сумме расходов бюджета, а также возникшие (особенно в случае с РАО «ЕЭС России») опасения в отношении гарантий прав акционеров. Все это стало причинами вывода западного капитала как с рынка государственных ценных бумаг, так и с рынка акций. Падение индекса РТС в мае 1998 года составило 38,77%. За весь 1998 год российский фондовый индекс снизился на 51,88%, а с 6 октября 1997 года падение индекса превысило 66,5%.



Рис. 2.10. Индекс РТС

Значение процента случайного хаоса индекса РТС к середине марта 2007 года =39,1% (на 2007/02) показывает, что на рынке финансовый «пузырь» отсутствует. Этот вывод для многих инвесторов вызовет сомнение, ведь индекс РТС за период 2005 – 2007 гг. вырос в 2,5раза. Тем не менее, «оздоровила» рынок коррекция в мае 2006 г. Рынок находится вблизи своего справедливого уровня.

Индекс РТС

период	%случ. хаоса
1995-1998	6,60%
1998-2000	29,08%
2000-2002	34,34%
2002-2004	21,70%
2004- 2007/февр.	39,1%

Выводы. Таким образом, проведенный анализ позволяет разделить финансовые крахи на два больших класса:

1. **Первый** основной класс характеризуется высокой долей детерминированного хаоса до краха и значительным процентом случайного хаоса после краха. На графике такая ситуация распознается по крутому подъему до краха (образованного притоком спекулятивного капитала и вызвавшего спекулятивный рост цен активов во много раз превышающего их справедливую, фундаментальную оценку) и пологому «рассасыванию» финансового пузыря после краха. К этому типу крахов относятся Гонконгские крахи 1994 и 1997 годов, крах на Российском финансовом рынке 1998 года, крах на Уолл-Стрит 19 августа 1987 года, коррекция американского рынка акций в 1991 году и кризис 1998 года.

2. **Второй** вид кризисов характеризуется невысокой долей детерминированной компоненты до краха. В данном случае крах происходит из-за каких-то внешних причин, к которым можно отнести политические события, природные события и другие, которые и вызывают паническую продажу активов. Примером кризисов второго класса является кризис индекса SP500 в 2000 году. В тоже время акции высокотехнологичных компаний (индекс NASDAQ) падали по обычной схеме.

Итак, тревожным симптомом скорого кризиса и резкого падения рынка акций может служить малый процент случайного хаоса на подъеме рынка акций. Происходит резкий разрыв между спекулятивной стоимостью акций и

фундаментальными показателями экономического развития, который заканчивается крахом. Если же такой разрыв происходит в одном из ведущих секторов рынка акций, например в секторе высоких Интернет - технологий, то обрушившийся сектор рынка влечет за собой и весь рынок. Но для всего рынка не было спекулятивного роста стоимости акций, следовательно, до краха процент случайного хаоса на всем рынке был значительным. Резкое падение после краха дало уменьшение процента случайного хаоса, что и привело к снижению случайного хаоса в индексе SP500 в 2000 году. Аналогичной представляется коррекция рынка российских акций в 2004 году в связи с известными событиями вокруг нефтяной компании «ЮКОС».

Таким образом, предложенный алгоритм, основанный на вычислении процента детерминированного хаоса, представляет не только практическую ценность как инструмент для подсчета численной величины, отображающей возможность краха, но еще и теоретическую, как инструмент, позволяющий более глубоко понять структуру и природу крахов.

Известные методы предсказания финансовых крахов. Нарастание доли детерминированной компоненты графически выглядит как продолжительный направленный рост (или падение цены). Как будет показано ниже, перед крахами, скорость движения такого роста непостоянна и, как правило, ускоряется по степенному закону. Ниже описывается модель Сорнетте, которая отражает это наблюдение, и предлагается простая модель графического анализа, учитывающая свойство ускорения роста цены финансового инструмента. Модель представляет интерес для инвестора как инструмент для распознавания «пузыря».

Модели Сорнетте. Из последних работ, посвященных определению симптомов крахов, наиболее известны исследования Дидье Сорнетте [72]. В книге «Как предсказывать крахи на финансовых рынках» он дает обстоятельный обзор основных крахов XX века, описывает некоторые модели, объясняющие природу крахов, и предлагает метод, позволяющий распознавать предкризисные ситуации. Сам Сорнетте, являясь специалистом по пове-

дению сложных систем, с успехом применял схожие теории для предсказания землетрясений.

В своей работе Сорнетте описывает две модели, представляющие крайние точки зрения на пузыри и риск потенциального краха. В моделях предполагается отсутствие арбитражных возможностей и наличие рациональных агентов. Допуская это, Сорнетте приходит к выводу, что часть инвесторов ведет себя таким образом, что цены отражают имеющуюся в наличии информацию, и что риск справедливо компенсируется доходностью инструментов. Рациональность понимается в том смысле, что цены финансовых инструментов установлены так, как если бы все инвесторы были рациональными [72, стр. 145]. Далее он добавляет, что «механизмы, стоящие за рациональностью рынка таковы, что каждый инвестор, использующий рынок в своих интересах, подсознательно заставляет цены отражать информацию и анализ инвестора. Рынок в данном случае можно сравнить с огромным, относительно дешевым, постоянно проводящим голосование механизмом, который фиксирует обновляемый список голосов миллионов инвесторов, отданных за тот или иной проект, и голоса эти, с свою очередь, меняют текущие цены».

Обе модели основаны на взаимодействии между двумя разными и взаимодополняющими друг друга группами трейдеров: «шумовыми» трейдерами и рациональными трейдерами.

В модели «управляемой риском» [72, стр. 155] подражательное поведение и кооперативность шумовых трейдеров делает, в определенные интервалы времени, рынок все менее и менее стабильным. Риск краха резко возрастает, но если в это время ускоряется и рост доходности, отражающий компенсацию растущих крахов, то рациональные трейдеры инвестиции удерживают, и свои активы не продают. Ключевым моментом в модели, делающей рациональным идею о сохранении инвестиций на рынке является то, что крах хоть избежать и нельзя, но существует некоторая вероятность, что пузырь не «схлопнется», а постепенно «сдуется».

Вышеназванные условия отсутствия арбитража и наличие рациональных ожиданий показывают, что изменение цены, связанное с рыночной доходностью, должно возмещать средний убыток от потенциального краха, и ежедневное приращение цены будет изменяться пропорционально риску краха. Чем выше риск краха, тем больше приращение цены.

Коэффициент краха – это вероятностная мера того, что большая группа трейдеров одновременно начнет продавать. Заметим, что основную часть времени действия трейдеров не согласованны, и количество заявок на продажу и покупку примерно одинаково. Согласованность агентов возможна по причине сетевой организации социальных отношений (семья, знакомства, и т.д.) и высокой скоростью передачи информации (телефонные линии, телевидения, Интернет и пр.). Люди склонны подражать мнениям окружающих и когда сила этого подражания K приближается к некой пороговой величине K_c , большие группы индивидуумов начинают разделять одно и то же мнение и могут начать действовать скоординировано. Так как крах соответствует скоординированной распродаже, то чтобы он произошел, необходимо наличие, по меньшей мере одной большой группы, которая активно продает. Увеличение типичного размера группы, как указывает Сорнетте, при приближении K к K_c происходит по степенному закону и отражает идею, что риск краха увеличивается при увеличении взаимодействия между трейдерами.

Условия отсутствия арбитража совместно с рациональными ожиданиями позволяют утверждать, что ценовые приращения будут иметь такое же поведение, как и коэффициент риска. Таким образом, одним из признаков надвигающегося краха является трендовое поведение рынка со степенным ускорением цены. Отметим, что обнаружение и квалификация степенного ускорения весьма затруднено на практике в присутствии шума беспорядочности траектории цен на финансовом рынке.

В модели «управляемой ценой» логика обратная, здесь цена управляет риском краха, а не наоборот. Шумовые трейдеры, наблюдая за ростом цены, начинают покупать все больше акций, что приводит к дальнейшему росту

цен. При отсутствии возможности арбитража совместно с рациональными ожиданиями возрастанию волатильности цен по ускоряющейся траектории, сопутствует сильный рост риска. Рациональные трейдеры, предполагая, что рост цены не подкреплён фактами, оценивают возможную коррекцию, которая может привести цену назад к справедливому, фундаментальному уровню. А значит, значительно растёт риск краха всякий раз, когда существенно растёт цена, что и отмечает Д. Сорнетте: «Когда цена взмывает в связи с подражанием, стадностью, спекуляцией и случайностью, коэффициент угрозы краха растёт ещё быстрее, поэтому произойдет крах и вернет цену назад, ближе к ее фундаментальной величине. Механизмы крахов запускаются случайно, управляемые коэффициентом угрозы краха, который является возрастающей функцией пузыря цены. В настоящей формулировке, чем выше цена пузыря, тем выше вероятность краха».

Обе модели, и модель, управляемая риском, и модель, управляемая ценой, описывают части рыночной реальности и обе показывают, что степенное ускорение цены несет в себе опасность возможности краха.

В качестве инструмента распознавания краха, Сорнетте предлагает метод, основанный на параметрической подгонке некоторых моделей рядов динамики к действительным значениям ценовых индексов. Найденную закономерность он называет «Законом логопериодических колебаний». Основная идея логопериодичности заключается в том, что рынки перед глубоким падением, именуемым обычно крахом, растут по экспоненциально-степенному закону, промодулированному логопериодическими колебаниями.

В качестве примера можно проиллюстрировать изменение индекса S&P500 в период краха 1987 года. На рис. 2.11 мы видим рост цен по ускоряющейся траектории. Плюсами обозначена кривая соответствующая следующей параметризации по степенному росту:

$$I_1(t) = A_1 + B_1(t_c - t)^{\beta_1}, \quad (2.29)$$

где A_1, B_1, β_1, t_c - параметры подгонки. Сингулярность в момент t_c представляет собой время, когда обвал наиболее вероятен.

На рис. 2.11 видна особенность ускорения – присутствие систематических отклонений колебательного типа. Эту особенность можно учесть, используя линейную логопериодическую формулу

$$I_2(t) = A_2 + B_2(t_c - t)^{\beta_2} + C(t_c - t)^{\beta_2} \cos(\omega \log(t_c - t)/T). \quad (2.30)$$

Это выражение представляет пример логопериодической коррекции до чистого степенного закона для наблюдаемой переменной, демонстрирующей сингулярность в точке t_c , и учитывает такие черты предкризисного поведения индекса, как растущий степенной тренд (второе слагаемое) и гиперболическую гармонику с ускоряющимися колебаниями и затухающей амплитудой по мере приближения к схлопыванию «пузыря» (третье слагаемое).

Для индекса S&P500 (1987 г.) наилучшим соответствием для степенного закона (2.29) является $A_1 \approx 327, B_1 \approx 79, \beta_1 = 0.7, t_c \approx 87.65$. Для выражения (2.30) $A_2 \approx 412, B_2 \approx -165, C \approx 12, \beta_2 \approx 0.33, \varpi \approx 7.4, T = 2, t_c \approx 87.74$.

Для индекса Dow Jones (1929 г.). Параметры подгонки уравнения (2.30) $A_2 \approx 571, B_2 \approx -267, C \approx 14.3, \beta_2 \approx 0.45, \varpi \approx 7.9, t_c \approx 1930.22$. Подробности процедуры подгонки описаны в [149].

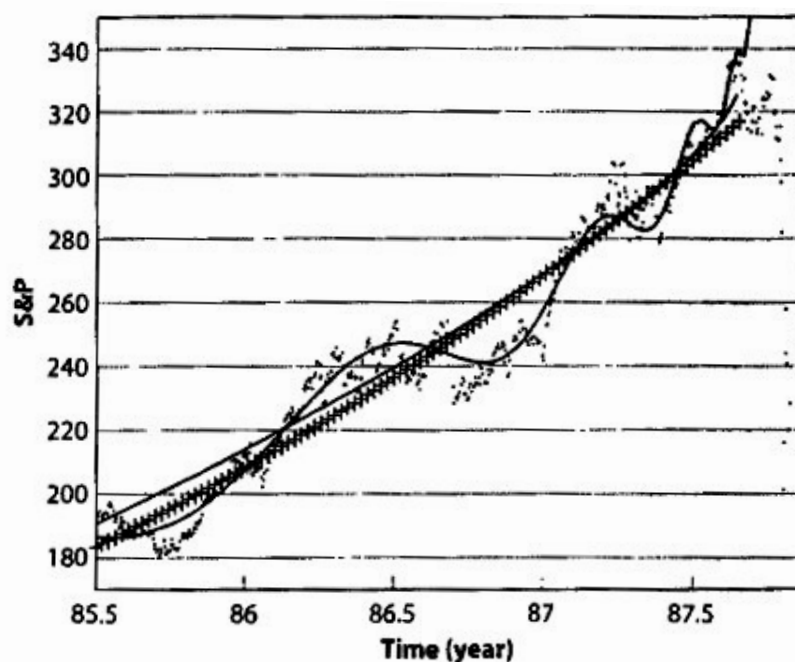


Рис. 2.11. Источник Д. Сорнетте. Как предсказывать крахи на финансовых рынках. – М.: Интернет-трейдинг, 2003. –230 с.

Эволюция индекса S&P500.

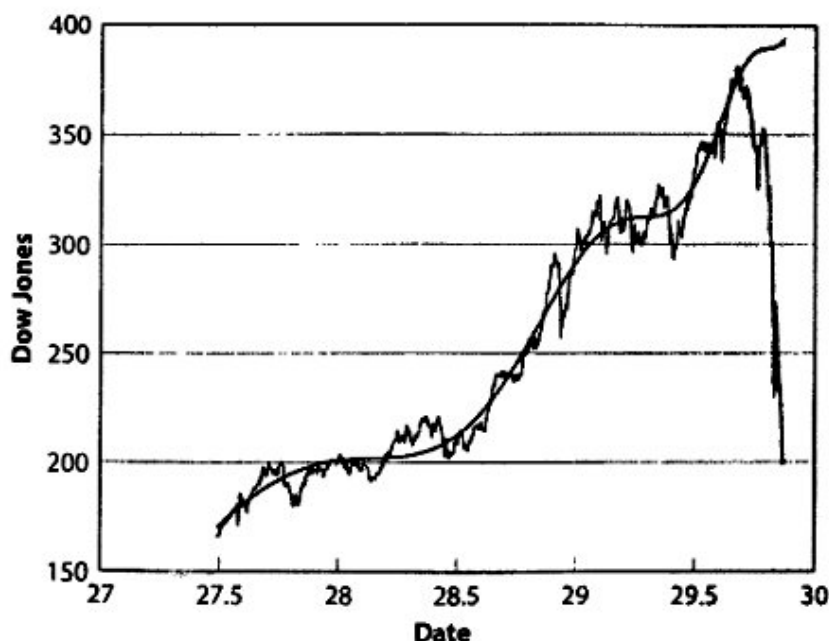


Рис. 2.12. Источник Д.Сорнетте. Как предсказывать крахи на финансовых рынках. –М.: Интернет-трейдинг, 2003. –230 с.

Эволюция индекса Dow Jones.

Для пользователя, ввиду множества используемых параметров (подгонка осуществляется по семи параметрам!), применение метода Сорнетте может представлять существенную вычислительную трудность. В данной работе мы хотели бы предложить инструмент графического анализа, который с одной стороны учитывает обнаруженную Сорнетте особенность того, что рынки перед глубоким падением растут по экспоненциально-степенному закону, с другой стороны привлекателен простотой и эффективностью использования. Отметим, что автору неизвестны другие работы демонстрирующие возможность применения данного инструмента к прогнозированию крахов.

«Складной метр». Фигура технического анализа «Складной метр» (далее СМ) была предложена в 2000 году В. Лиховидовым в журнале [46] и рассмотрена на примере внутрисдневной торговли на мировом валютном рынке FOREX (система торговли Лиховидова основанная на этой фигуре за период

1998-2001 гг. показала около 70% прибыльных сделок). Автор отмечает, что на «крупных временных масштабах фигура появляется довольно редко, формируется долго, а потому для торговли особого практического интереса не представляет». Несмотря на это замечание, нами были проведены исследования, показывающие пользу применения фигуры «Складной метр» для фондового рынка на больших интервалах времени, в частности для определения «пузыря».

СМ появляется на ускоряющихся рынках и представляет собой три последовательно соединенные линии тренда, каждая из которых имеет все более крутой угол наклона. На рис. 2.14 цифрой 1 обозначена линия тренда, проведенная через первоначальное направление растущего рынка. Далее происходит более быстрый подъем, формирующий второй луч (линия поддержки 2), и, наконец, еще более крутой угол подъема цены, соответствующий третьему лучу фигуры (линия поддержки 3). Прорыв книзу этого луча и обозначил окончание бычьего рынка.

Как отмечает В. Лиховидов: «Складной метр регулярно появляется на графиках после энергичных, ускоряющихся движений рынков. Все компьютерные технические индикаторы в такие моменты просто бесполезны: трендовые показывают очевидный факт наличия тренда, а осцилляторы настолько перекуплены (или перепроданы), что толку с них тоже никакого».

Тот факт, что СМ пригоден для анализа динамики ускоряющихся рынков, навел нас на идею об использовании данной фигуры технического анализа для определения «пузырей». Напомним мнение Сорнетте, который считает, что «крахи рынков случаются чаще всего после продолжительного ускоренного роста цены». Но в то время как инструментарий Сорнетте для определения пузыря основан на параметрической подгонке к значениям ценового ряда модельного степенного ряда с логопериодическими колебаниями и практически недоступен для рядового инвестора, определение на графике фигуры «Складной метр» доступно даже начинающему трейдеру. Кроме того, применение СМ позволяет избежать типичных ошибок новичков типа

«покупки на максимумах». Справедливости ради отметим, что эту ошибку совершают не только начинающие, но и сторонники «игры вдоль тренда», влившиеся в него в надежде на дальнейший рост.

Кроме того, на мелких масштабах времени СМ применим не только на бычьих, но и на медвежьих рынках. На рисунке 2.13 медвежья волна рынка разворачивалась с последовательными ускорениями. Сформировав начало нисходящего тренда (первый луч нового складного метра), цена пошла ниже и нашла новый медвежий тренд (второй луч), а затем и еще более крутой тренд (третий луч). Прорыв кверху третьего луча (сигнал к покупке) своевременно сигнализировал о завершении медвежьего рынка.



Рис. 2.13. «Складной метр» на 30-минутном графике, ОАО «Лукойл»

Для применения СМ к анализу рыночной ситуации и выявлению потенциальных крахов можно использовать следующий алгоритм:

1. Выделение трендовых промежутков (импульсов) фигуры для определения общей структуры пузыря. Так, на рис. 2.14 латинскими цифрами I, II, III обозначены соответствующие промежутки.

2. По каждому импульсу проводятся трендовые линии, которые и становятся лучами фигуры.

3. Строятся продолжения первого и второго лучей. На рис. 2.15-2.16 можно заметить, что после «пробития» третьего луча цена актива падает еще ниже и упирается в уровень сопротивления, которым выступает продолжение второго луча. Для тех, кто не успел распродать активы, отскок от этого уровня вверх дает хорошую возможность сделать это. Трейдерам, играющим короткие позиции, пробитие продолжения второго луча также дает хороший ориентир для открытия позиции. Наконец, продолжение первого луча является эффективным сигналом. Если рынок не пробивает эту линию сразу энергичным ходом, то в большинстве случаев пузырь окончательно «сдувается» как раз в диапазоне между продолжениями второго и первого лучей, где и происходит консолидация цены перед последующим ростом (рис. 2.17-2.20).

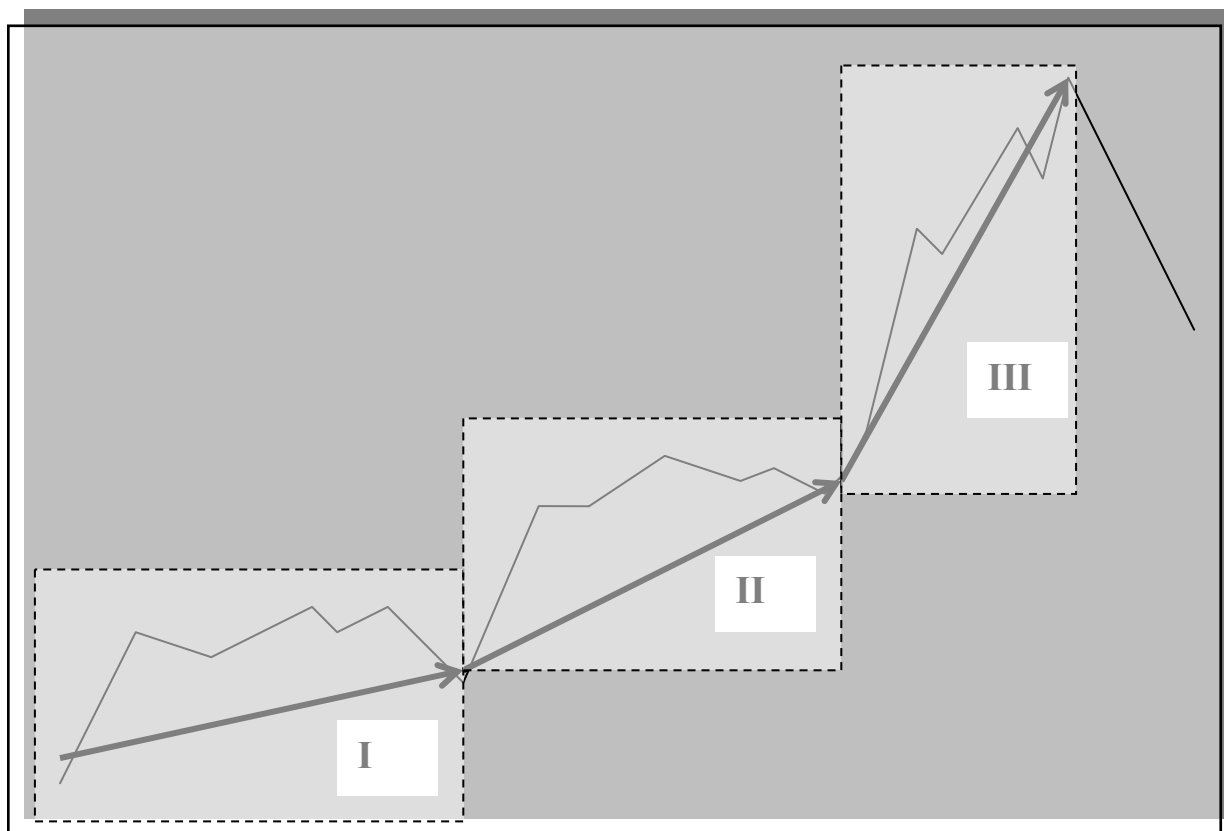


Рис. 2.14. Схема формирования складного метра

Проиллюстрируем построение СМ на примере некоторых известных «пузырей»:

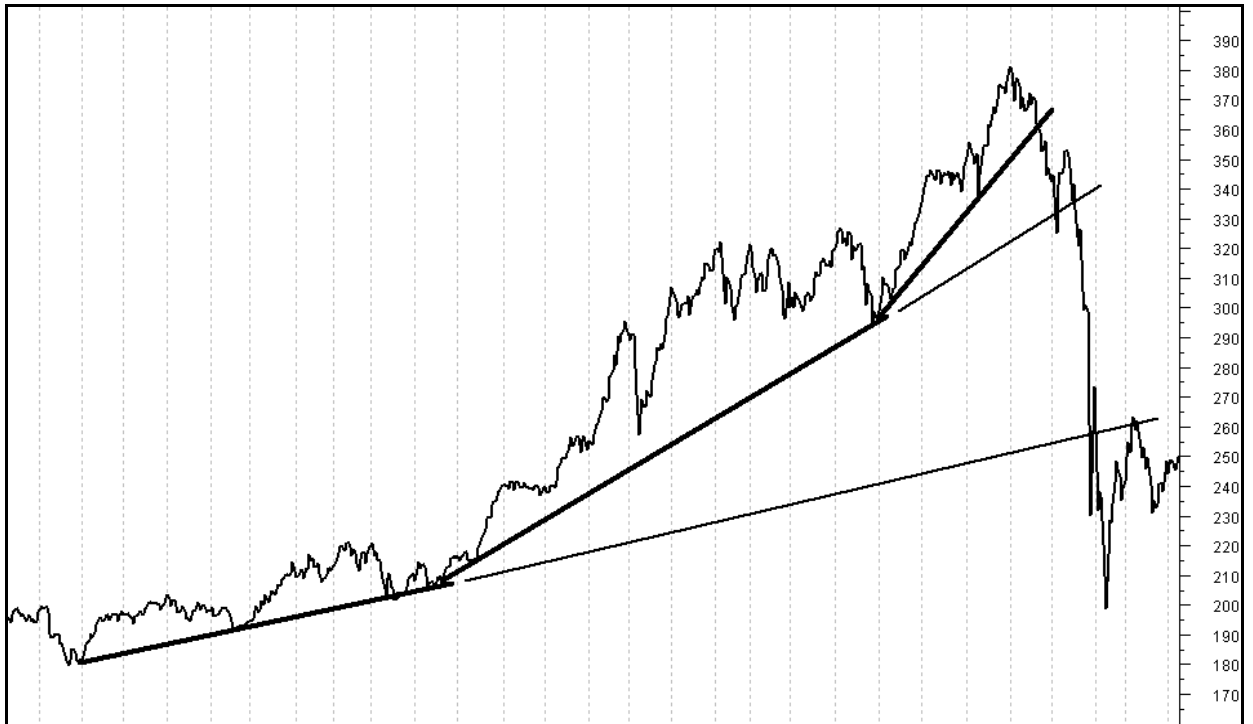


Рис. 2.15. Формирование складного метра Dow Jones Industrial, 1927 - 1929 гг.



Рис. 2.16. Формирование складного метра SP500, 1986 - 1987 гг.



Рис. 2.17. Формирование складного метра SP500, 1997- 1998 гг.



Рис. 2.18. Формирование складного метра NASDAQ, 1998 - 2000 гг.

Применение СМ к анализу российского фондового рынка (2005 - 2007 гг.). На рис. 2.19 видно, что пробитие индексом РТС третьего луча в

мае 2006 г. оказалось верным признаком начала существенной коррекции на рынке. Рынок продолжал падать до середины июля, где и нашел поддержку в области продолжения первого луча. Напомним следующее наблюдение: «Если рынок не пробивает первый луч сразу энергичным ходом, то в большинстве случаев пузырь окончательно «сдувается» как раз в диапазоне между продолжениями второго и первого лучей, где и происходит консолидация цены перед последующим ростом». Аналогичную картинку можно увидеть на графике (2.20).

После «сдувания пузыря» в мае 2006 года, рынок продолжил рост, с периодическими коррекциями между диапазоном первого и второго луча. По мнению автора, линия первого луча, в области которой сейчас и находится значение индекса РТС, и отражает справедливый уровень индекса. Что подтверждает раннее сделанный вывод, полученный при подсчете процента детерминированного хаоса.



Рис. 2.19. Индекс РТС, 2005-2007 гг.



**Рис. 2.20. Формирование «Складного метра»
ОАО «Газпром», 2005-2006 гг.**

Сделаем важное замечание. Одним из последних ярких событий на мировом финансовом рынке явилось недавнее (28.02.07) крупнейшее за 10 лет падение китайского индекса Shanghai Composite на 8,8%, что привело к панике среди инвесторов во всем мире. Аналитики беспокоятся, что, если в Китае пирамида окончательно рухнет, это окажет сильное негативное влияние на весь мировой финансовый рынок.

Применяя фигуру «Складной метр» к анализу ситуации китайского индекса за последние два года, можно увидеть (см. рис. 2.21), что индекс уже дважды тестировал третий луч фигуры. Первое тестирование - коррекция индекса в мае 2006 г. прошла недостаточно глубоко (падение составило около 14%, в то время как на фондовых рынках других развивающихся стран около 20-30%), и до сих пор процент детерминированного хаоса на рынке Китая велик, а это, как было показано выше, отражения наличия финансового «пузыря». Возможное пробитие третьего луча может вызвать эффект «домино» на всех мировых рынках.



Рис. 2.21. Формирование «Складного метра» китайский индекс Shanghai Composite, 2005-2006 гг.

Таким образом, можно сделать вывод, что не смотря на то, что по своей динамике российский рынок акций к середине марта 2007 года не предрасположен к падению, нестабильная ситуация на мировых рынках в лучшем случае может препятствовать дальнейшему росту, а в худшем - повлечь период стагнации и падения.

3. ТЕОРИЯ И ПРАКТИЧЕСКОЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГИПОТЕЗЫ КОГЕРЕНТНЫХ РЫНКОВ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ ВЕГЕ-ИЗИНГА

В третьей главе анализируется теория когерентного финансового рынка на примере поведения индекса SP500. В отличие от предыдущих частей работы, здесь предлагается многофакторная модель поведения финансового рынка, в основе которой лежит физическая модель Изинга плотности вероятности распределения намагниченности в ферромагнетике (напомним, кстати, что решение знаменитого уравнения Блэка-Шоулса ценообразования опциона было получено Черчиллем на 10 лет ранее в 1963 году при решении теплового уравнения диффузии в твердом теле). В отличие от упомянутой модели Блэка-Шоулса [110], базировавшейся на теории эффективного рынка и не допускавшей возможности долгосрочного прогнозирования цен, теория когерентного рынка [155] допускает, что в некоторые периоды времени рынок в большей или меньшей степени становится прогнозируемым. Удалось показать, что характеристики состояния рынка связаны с характеристикой «долгосрочной памяти» Херста, изучавшейся во второй главе, характеризующей настроение участников рынка; привести формулы расчета для характеристики, отвечающей за внешние фундаментальные экономические и политические факторы и, наконец, в отличие от физической модели Изинга, в которой предполагается постоянное число намагничивающихся элементов, показано, что число участников рынка напрямую связано с текущим состоянием рынка.

3.1. Гипотеза когерентных рынков

Теории хаоса пытается предсказать движение рыночных цен с точки зрения нелинейных детерминистических моделей. В противоположность ей гипотеза когерентного рынка (Coherent Market Hypothesis – CMH) является нелинейной статистической моделью. Модель была разработана Тонисом Веге и описана в 1990 году в статье [155]. В основе модели Веге использована

теория социальной имитации, которая в свою очередь является развитием физической модели Изинга описывающая когерентное молекулярное поведение в ферромагнетике (т.е. в металле, обладающем высокой магнитной проницаемостью).

Модель Изинга. Как отмечает Шредер [92, стр. 458], большинство физических моделей настолько сложны, что приходится полагаться лишь на достаточно простые модели реальности. Одной из таких моделей является модель спиновых систем, названная в честь известного физика Эрнеста Изинга и ставшая в настоящее время основой для создания статистических моделей фазовых переходов в различных областях физики.

Для примера [155], рассмотрим модель в приложении к ферромагнетикам, представляющие собой удобные системы, в которых можно наблюдать фазовые переходы различных типов. В качестве примера ферромагнетика возьмем брусок железа. В модели Изинга спины (магнитные моменты) могут принимать только два выделенных направления – либо вверх (положительный спин), либо вниз (отрицательный спин). Уровень магнитного поля будет зависеть от двух параметров: связи соседних молекул (внутренняя кластеризация) и наличия внешнего поля.

Если железный брусок нагрет, случайные столкновения соседних молекул будут являться причиной хаотического молекулярного движения. Время от времени, большая часть молекул может быть направлена вверх или вниз, но в среднем, разница между количеством молекул направленных вверх или вниз будет равна нулю, и как результат мы будем иметь нормальное вероятностное распределение.

Если температура железного бруска понижается ниже критической отметки, то взаимодействие между соседними молекулами усиливается и начинает превышать случайные термальные силы. В случае, если группа молекул начнет движение в определенном направлении, то соседние молекулы также последуют в этом направлении. Вскоре сформируются большие группы как

положительно, так и отрицательно направленных молекул, которые на макроскопическом уровне станут причиной долговременных флуктуаций магнитного поля. Однако, если нет внешнего смещения, имеющего тенденцию выравнивать группы в том или ином направлении, среднее значение будет оставаться равным нулю.

Если, в это время, на брусок железа воздействует внешнее магнитное поле, то большинство групп молекул будут выстраиваться в одном направлении. Случайные термальные силы все еще будут являться причиной изменений в магнитном поле, но пока внешнее поле будет оставаться тем же самым, а температура не будет выше критического уровня, большинство молекул будут оставаться выстроенными по направлению внешней силы.

Таким образом, модель Изинга предлагает удобную модель, которую можно применять к системам, состояние которых определяется уровнем внутренней кластеризации и воздействием внешних сил.

Теория социальной имитации. Теория социальной имитации стала известной после появления работы Е. Каллен и Д. Шапиро, чья статья «A theory of Social Imitation» вышла в свет в журнале *Physics Today* в 1974 году [114]. Стоит отметить, что отправной точкой данной теории можно считать работу Вольфранга Вейдлица [156]. Главная идея Вейдлица основывалась на предположении, что поведение индивидуумов в социальных группах (к которым можно отнести и рыб, плавающих в косяках, и полет птиц в стаях, и светлячков, мерцающих в унисон, и людей, подтвержденных тенденциям и настроениям моды) подобно молекулам в бруске железа. При некоторых условиях они ведут себя независимо друг от друга. В других случаях, мышление тех же самых индивидуумов поляризуется, то есть личности будут действовать как толпа, и индивидуальное рациональное мышление заменяется коллективным.

Как заметил еще в XIX веке Чарльз Маккей [51]: «Люди, как некто удачно выразился, мыслят стадом; вы узнаете, что стадом же они сходят с ума, а в

сознание приходят медленно и поодиночке». Таким же образом, брусок железа, подверженный влиянию магнитного поля достаточно продолжительное время, станет сильно поляризованным, и, только после прекращения влияния внешних факторов, медленно вернется к неполяризованному состоянию.

Фактически Вейдлик расширил хорошо известную модель ферромагнетизма Изинга на поляризацию мнения в социальных группах.

Гипотеза когерентного рынка. В 1990 году Тонис Веге в статье [155] предложил гипотезу когерентного рынка. За основу Веге взял теорию социальной имитации для моделирования поляризации общественного мнения. Он предположил, что существует связь между рыночной поляризацией и доходностью ценных бумаг.

Отметим, что в применении модели Изинга к моделированию доходностей финансовых инструментов, следует учесть некоторые особенности фондового рынка. В отличие от бруска железа, фондовый рынок представляет собой открытую систему, что предполагает непрерывный поток денежных средств для сохранения возможности фазовых переходов от «беспорядка» к более организованному состоянию. По аналогии, можно привести в пример лазер, нуждающийся во внешней накачке для поддержания непрерывного потока электронов для излучения света. Если поток энергии в лазере недостаточен, он будет излучать лишь слабый, «случайный» свет.

Можно предположить, что промышленные группы на фондовом рынке являются аналогами молекул в бруске железа, и что доходность рынка ценных бумаг пропорциональна различию между числом инвестиционных групп, торгующих на повышение, и числом, торгующих на понижение. Рыночные доходности могут беспорядочно колебаться около нуля (как в перегретом бруске железа), либо, при особых условиях, они могут демонстрировать высокую степень поляризации, которая сопровождается большой разницей в доходности между инвесторами. В дальнейшем такие понятия как инвестор, трейдер, торговец будем считать синонимами.

Для переноса модели Изинга на рынки капитала предположим следующие допущения. Пусть n – число инвестиционных групп на финансовом рынке (число инвесторов). Мнение инвесторов, ожидающих рост котировок, можно обозначить, как «+» (будем называть его позитивным или бычьим), аналогично, мнение инвесторов, ожидающих падение котировок, обозначим как «-» (будем называть его отрицательным или медвежьим), при этом в любой момент времени инвестор может поменять свое мнение на противоположное. Обозначим $p_{+-}(n_+, n_-)$ вероятность изменения мнения с плюса на минус, а $p_{-+}(n_+, n_-)$ - вероятность изменения мнения с минуса на плюс. Необходимо выразить функцию распределения вероятностей $f(n_+, n_-, t)$.

Можно получить следующее кинетическое выражение [85]:

$$\begin{aligned} \frac{df[n_+, n_-; t]}{dt} = & (n_+ + 1)p_{+-}(n_+ + 1, n_- - 1)f[n_+ + 1, n_- - 1; t] + \\ & + (n_- + 1)p_{-+}(n_+ - 1, n_- + 1)f[n_+ - 1, n_- + 1; t] - \\ & - n_+ p_{+-}(n_+, n_-)f[n_+, n_-; t] - n_- p_{-+}(n_+, n_-)f[n_+, n_-; t] \end{aligned} \quad (3.1)$$

В этом уравнении суммируются все вероятностные переходы во мнениях инвесторов, произошедшие за короткий интервал времени Δt , относительно некоторого положения (см. рис. 3.1).

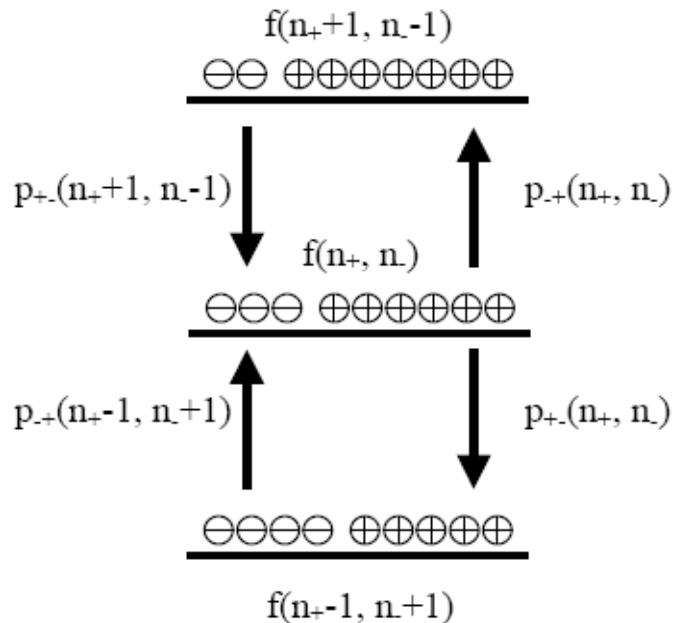


Рис. 3.1. Пример вероятностных переходов

Для описания преобладающей тенденции на рынке (позитивной или негативной) введем переменную q . Эта переменная отражает величину рыночной поляризации мнений участников рынка:

$$q = (n_+ - n_-) / 2n; \quad q \in \left[-\frac{1}{2}; \frac{1}{2} \right]. \quad (3.2)$$

Мы можем переписать распределение вероятностей, используя q и $\Delta q = \frac{1}{n}$:

$$\frac{1}{\Delta q} w_{+-}(q) \equiv n_+ p_{+-}[n_+, n_-] = \frac{1}{\Delta q} \left(\frac{1}{2} + q \right) p_{+-}(q), \quad (3.3)$$

$$\frac{1}{\Delta q} w_{-+}(q) \equiv n_- p_{-+}[n_+, n_-] = \frac{1}{\Delta q} \left(\frac{1}{2} - q \right) p_{-+}(q). \quad (3.4)$$

Используя эти выражения, выражение (3.1) можно упростить:

$$\begin{aligned} \frac{\Delta f(q, t)}{\Delta t} = & \frac{1}{\Delta q} w_{+-}(q + \Delta q) f(q + \Delta q, t) + \frac{1}{\Delta q} w_{-+}(q - \Delta q) f(q - \Delta q, t) - \\ & - \frac{1}{\Delta q} w_{+-}(q) f(q, t) - \frac{1}{\Delta q} w_{-+}(q) f(q, t) \end{aligned} \quad (3.5)$$

Тогда

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} f(q, t) = & \frac{1}{\Delta q} w_{+-}(q) f(q, t) + \frac{\partial}{\partial q} \left(\frac{1}{\Delta q} w_{+-}(q) f(q, t) \Delta q \right) + \\ & + \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial q^2} \left(\frac{1}{\Delta q} w_{+-}(q) f(q, t) \Delta q^2 \right) + \frac{1}{\Delta q} w_{-+}(q) f(q, t) - \frac{\partial}{\partial q} \left(\frac{1}{\Delta q} w_{-+}(q) f(q, t) \Delta q \right) - \\ & - \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial q^2} \left(\frac{1}{\Delta q} w_{-+}(q) f(q, t) \Delta q^2 \right) - \frac{1}{\Delta q} w_{+-}(q) f(q, t) - \frac{1}{\Delta q} w_{-+}(q) f(q, t) = \\ = & \frac{\partial}{\partial q} ((w_{+-}(q) - w_{-+}(q)) f(q, t)) + \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial q^2} ((w_{+-}(q) + w_{-+}(q)) f(q, t) \Delta q) \end{aligned} \quad (3.6)$$

Определим $K(q)$ - коэффициент дрейфа, $Q(q)$ - коэффициент диффузии:

$$K(q) = [w_{-+}(q) - w_{+-}(q)], \quad (3.7)$$

$$Q(q) = [w_{+-}(q) + w_{-+}(q)] \Delta q. \quad (3.8)$$

В результате получим уравнение Фоккера-Планка для распределения вероятностей:

$$\frac{d}{dt} f(q, t) = -\frac{\partial}{\partial q} [K(q) f(q, t)] + \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial q^2} [Q(q) f(q, t)]. \quad (3.9)$$

Это уравнения в частных производных решается интегрированием

$$f_{st}(q) = \frac{c}{Q(q)} \exp \left[2 \int_{-1/2}^q \frac{K(q)}{Q(q)} dq \right], \quad (3.10)$$

где c – это нормирующая константа.

Как было указано выше, Вейдлик по аналогии между поведением индивидуумов в социальных группах и поведением молекул в ферромагните сделал предположение о вероятностях переходов $p_{+-}(q)$ и $p_{-+}(q)$. Он предположил, что индивидуумы подвергаются воздействию двух сил: силе внутреннего взаимодействия между самими индивидуумами и силе влияния внешних окружающих условий.

Сопоставляя мнения «+» или «-» с направлением спина, аналогично с моделью Изинга, вероятностные переходы экспоненциально зависят от влияния вышеописанных двух сил и равны:

$$p_{+-}[n_+, n_-] \equiv p_{+-}(q) = \alpha \exp \left\{ \frac{-(Iq + H)}{\Theta} \right\} = \alpha \exp[-(kq + h)], \quad (3.11)$$

$$p_{-+}[n_+, n_-] \equiv p_{-+}(q) = \alpha \exp \left\{ \frac{+(Iq + H)}{\Theta} \right\} = \alpha \exp[+(kq + h)], \quad (3.12)$$

где I – мера способности к адаптации по отношению к соседям; H – параметр предпочтительного мнения ($H > 0$ показывает, что положительное мнение предпочитается отрицательному); Θ – коллективный параметр общественного мнения (в физике соответствует параметру $k_B T$, где k_B – постоянная Больцмана, T – температура); α – частота процессов «перескоков».

Используя выражения (3.7) и (3.8) можно получить:

$$K(q) = \alpha [\sinh(kq + h) - 2q \cosh(kq + h)], \quad (3.13)$$

$$Q(q) = \frac{\alpha}{N} [\cosh(kq + h) - 2q \sinh(kq + h)]. \quad (3.14)$$

По аналогии с моделью Изинга при подстановке численных значений (3.13) и (3.14) в (3.10) можно получить два типичных результата. Первый соответствует высокотемпературному пределу, и возникает из-за частых перемен мнения при низкой адаптации индивидуумов $k \ll k_{\text{критического}}$, таким образом, получается одноцентровое распределение мнений (q будет колебаться около нуля). Другая ситуация возникает, когда параметр социального климата Θ уменьшается, или же константа связи между инвесторами увеличивается, возникает две группы мнений которые и описывает «поляризацию» рынка.

Распределение рыночных доходностей $f(q)$ Веге сопоставил с распределением вероятностей поляризации и дал следующую интерпретацию управляющих параметров системы:

h – фундаментальное смещение (результат влияния внешних экономических условий). Параметр варьируется от -0,02, что соответствует негативным окружающим условиям (то есть тем, влияние которых потенциально может уменьшать стоимость ценных бумаг, что может привести к медвежьему рынку), до значения +0,02, соответствующего позитивным окружающим условиям (соответственно, это такие условия, влияние которых потенциально может увеличить стоимость ценных бумаг, что может привести к бычьему рынку). Значения, лежащие около нуля, соответствуют нейтральной экономической ситуации.

k – рыночные настроения или показатель степени согласованности инвесторов (в [67] – «показатель поведения толпы»). Параметр может принимать значения от 1.3 до 2.2. При этом $k=1.8$ соответствует полностью случайному временному ряду. Мы предположили, что существует связи между показателем k и показателем Херста H . Эту связь можно выразить соотношением

$$H = k - 1.3. \quad (8)$$

Действительно, в случае $k=1.8$, то $H=0.5$ – мы получаем случайный рынок. Если k возрастает и равно 2, то возрастает и показатель Херста $=0.7$, что означает присутствие на рынке «режима толпы». Если k падает ниже 1.8, то

имеем антиперсистентный ряд, что на практике отражает «пилообразное» боковое движение.

N – число степеней свободы, или количество участников рынка. Будем называть участником рынка - группу инвесторов со сходными инвестиционными действиями и ожиданиями относительно дальнейшего направления рынка. Данный параметр Вега предполагает фиксированным и равным 186 (количество промышленных групп).

Влияние изменений управляющих параметров на вид функции плотности вероятности. Нами написаны программы в пакете математической обработки данных MATHCad (см. приложение 1), позволяющие эффективно исследовать математическую модель, соответствующую СМН. Одна из программ рассчитывает и строит кривую функции плотности вероятности (3.10) при изменяющихся управляющих параметрах. В приложении 2 приведены соответствующие графики.

Фазы рынка. Изменение управляющих параметров меняет форму функции вероятности (3.10). Комбинация значений параметров системы дает основные рыночные состояния (фазы рынка):

1. Эффективный рынок, то есть рынок, в котором финансовые инструменты ведут себя как случайный временной ряд, и, следовательно, такой рынок не может быть прогнозируемым. В этом случае инвесторы действуют независимо друг от друга, и информация мгновенно отражается в ценах.

2. Переходные состояния рынка. Возникают из-за возрастания «группового сознания», то есть происходит некое смещение в настроениях инвесторов.

3. Хаотический рынок. Рынок, на котором финансовые инструменты обладают «долгосрочной памятью». Настроения инвесторов в данном случае характеризуются тем, что быстро распространяются в «групповом сознании», а фундаментальные условия нейтральны или еще не определены.

4. Когерентный рынок, в котором обозначены фундаментальные тенденции, и, кроме того, как и в случае 3, присутствует «долговременная память». Это часто трендовые рынки с низким риском для получения прибыли.

5. Антиперсистентный рынок, то есть рынок, на котором финансовые инструменты ведут себя как антиперсистентный временной ряд, соответственно, вероятность смены тенденции больше, чем вероятность ее продолжения. Настроения инвесторов крайне изменчивы.

На нижеприведенном рис. 3.2 проиллюстрирована зависимость рыночного состояния от преобладающего настроения инвесторов и фундаментальных экономических условий. Ниже критического переходного порога (при $k=2$) на рынке преобладает состояние случайного блуждания. Выше переходного порога, в случае если фундаментальные данные позитивны, проявляется когерентный бычий рынок, если фундаментальные данные негативны, то можно увидеть когерентный медвежий рынок. Когда фундаментальные данные не обеспечивают чистого направления для инвесторов, получаем хаотический рынок.

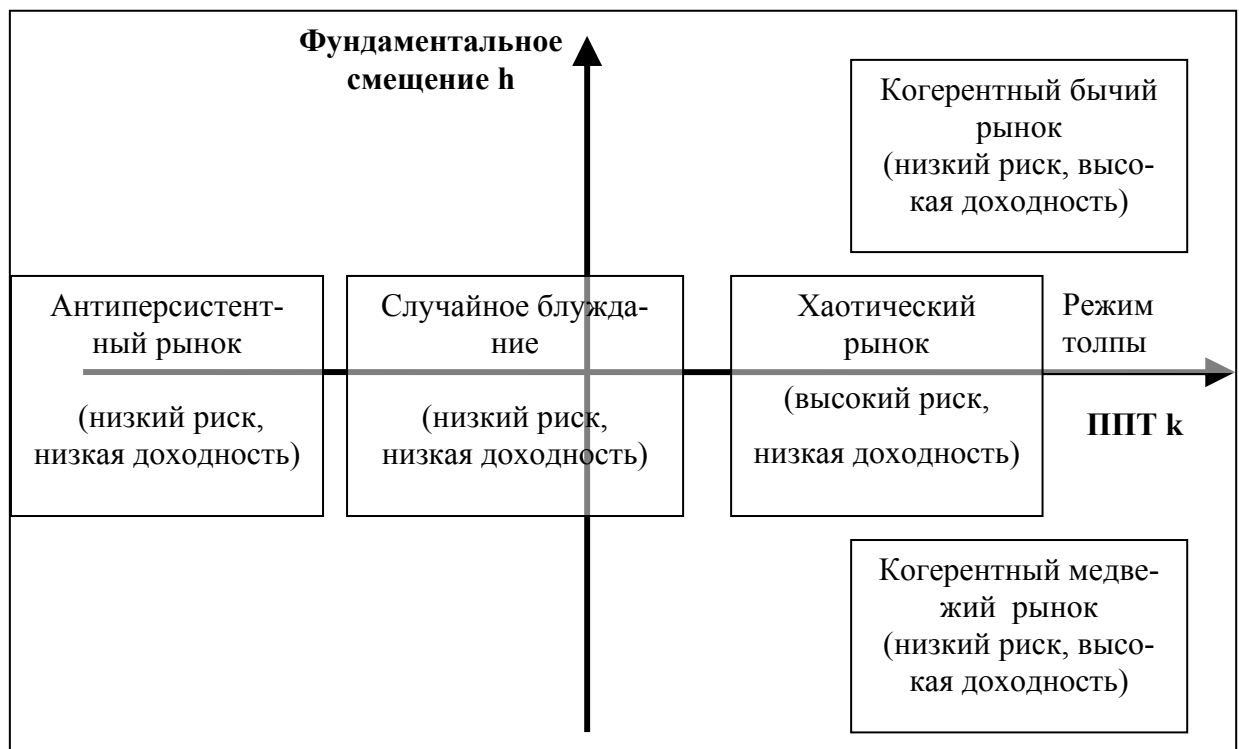


Рис. 3.2. Зависимость рыночного состояния от h и k

Таблица 3.1 представляет теоретические ожидаемые доходности и стандартные отклонения для различных комбинаций управляющих параметров. При одинаковых изменениях в фундаментальных данных h , происходит нелинейное изменение ожидаемых доходностей. В случае случайного блуждания влияния изменений в фундаментальных данных значительно меньше, чем в период режима толпы. На когерентных рынках величина ожидаемой доходности более чем в два раза превышает значение стандартного отклонения, это наблюдение дает количественный способ определения когерентного режима на рынках капитала.

Т а б л и ц а 3.1

Теоретические ожидаемые доходности и стандартные отклонения для различных комбинаций управляющих параметров (при N=186)

Фаза рынка	ППТ k	Фунд. Условия h	Ср. ож. до- ходность M(q)	Стандартное отклонение $\sigma(q)$
Антиперсистентный рынок	1,6	0,02	5	8
	1,6	0	0	8
	1,6	-0,02	-5	8
Случайное блуждание	1,8	+0,02	8	10
	1,8	0	0	10
	1,8	-0,02	-8	10
Переходные состояния	2,0	+0,02	14	12
	2,0	0	0	16
	2,0	-0,02	-14	12
Когерентный бычий рынок	2,2	+0,03	+27	8
	2,2	+0,02	+25	11
Хаотический рынок	2,2	+0,005	+10	21
	2,2	0	0	23
	2,2	-0,005	-10	21
Когерентный медвежий рынок	2,2	-0,02	-25	11
	2,2	-0,03	-27	8

Ситуация случайного блуждания. Функция плотности вероятностей (3.10) может быть значительно упрощена, если поведение инвесторов не является групповым, то есть когда $k < 2$. Если предположить, что фундаментальные данные нейтральны (то есть $h=0$), то функция может быть выражена в следующей форме:

$$f(q) = \frac{1}{\sigma\sqrt{\pi}} e^{-\frac{q^2}{\sigma^2}}. \quad (3.15)$$

Таким образом, мы получаем плотность вероятности нормального закона распределения, отражающее состояние истинного случайного блуждания (рис. 3.3).

Доходности рыночного индекса q могут быть рассмотрены как частица, попавшая в потенциальный колодец под действием случайных сил. Колодец будет иметь форму симметричной чаши с дном около нуля. Это отражает действие случайных сил на частицу, влияние которых быстро ослабевает, и она возвращается на дно. Теоретически, случайные блуждания на рынках капитала, в зависимости от фундаментальных данных, могут вызвать как незначительные стабильные прибыли, так и незначительные стабильные убытки. Как замечает Вега, исторически, тем не менее, случайное блуждание на рынках сопровождается, в силу транзакционных издержек, стабильными незначительными убытками и наиболее часто ассоциируется с медвежьими рынками.

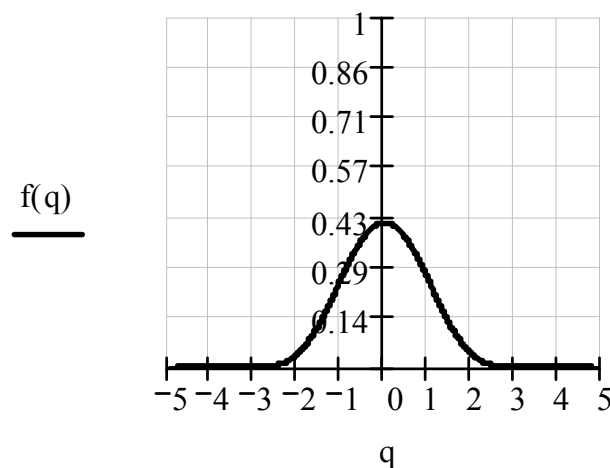


Рис. 3.3. N=220 h=0 h=0

Переход к режиму толпы. В случае небольшого возрастания k до 2 (величина критического переходного порога) при неизменных фундаментальных условиях ($h \approx 0$), дисперсия в уравнении (3.10) становится очень большой, и нормальное распределение для плотности вероятности доходностей рынка (как и модель случайных блужданий) больше не применима. Функция плотности вероятности становится более широкой и плоской. Мы получаем ситуацию неустойчивого перехода (рис. 3.4)

Если на рынке со случайным блужданием движение частицы в потенциальном колодце резко затухает, что означает, что эффекты от случайных воздействий на частицу будут быстро дисконтированы, то при возрастании k , частица начинает свободно колебаться от одного крайнего положения в другое внутри потенциального колодца. Это предполагает высокую неэффективность рынка, на котором можно ожидать большие и продолжительные перемещения в настроениях инвесторов. На рынке присутствует «долговременная память» (таким образом, информация не обесценена), имеются тренды, и они сохраняются, пока новая информация не изменит их.

На рис. 3.4 изображена кривая вероятностного распределения, которая соответствует ситуации нестабильного перехода от случайного блуждания к рынку, на котором присутствует режим толпы. Потенциальный колодец при переходе к режиму толпы будет иметь почти горизонтальное дно на широком диапазоне ожидаемых доходностей. В этот период нестабильности может случиться все что угодно.

Это случай, когда на рынке присутствуют нейтральные фундаментальные новости, в тот же момент незначительное смещение в характере фундаментальных новостей может привести к скосу кривой распределения в сторону этого смещения.

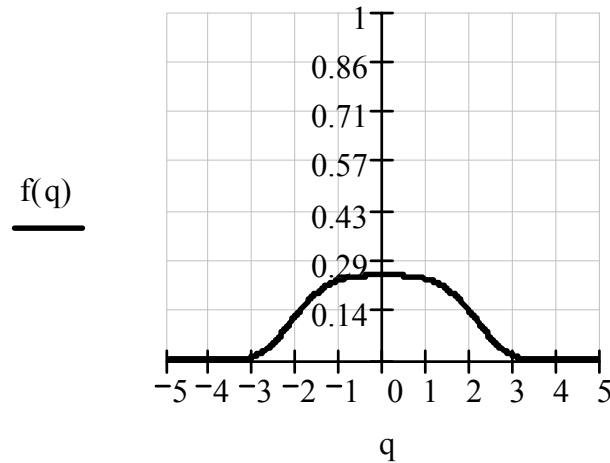


Рис. 3.4. $N=220$, $h=0$, $k=2$

Хаотические рынки. Когда показатель поведения толпы k превышает величину критического уровня $k_{крит}=2$, а фундаментальные данные нейтральны либо очень малы ($h \approx 0$), модель Изинга будет демонстрировать двойное дно потенциального колодца и соответственно бимодальную функцию распределения вероятностей (любая позитивная или негативная информация может привести к радикальным переменам, это и отражает функция плотности вероятности образуя две вершины). Проявляется высокий уровень поляризации среди инвесторов, но при отсутствии сильного фундаментального смещения им трудно выявить четкое направление, в сторону которого могла бы двигаться толпа, будь то в медвежьем либо бычьем тренде.

За недостатком фундаментальной информации инвесторы отслеживают действия друг друга, поэтому любые слухи могут стать причиной паники, вероятно возможность внезапного смещения в направлении с бычьего в медвежье или наоборот. Вероятность сильного смещения в настроениях инвесторов увеличивается, когда преобладающее направление инвесторского настроения идет вразрез с направлением внешнего смещения в фундаментальных данных.

Как пример, можно привести период, предшествующий краху американского фондового рынка в 1987 году. В это время на рынке наблюдался режим толпы. Фундаментальные экономические условия были нейтрально-

медвежьей ($h=-0,005$) и объяснялись монетарной политикой, которую проводила Федеральная Резервная Система.

На протяжении последних 6 лет процентная ставка постепенно сокращалась с 14 до 5,5%, на этом уровне в 5,5% ставка оставалась первые 8 месяцев 1987 года. К этому моменту рынок поднялся более чем на 25% за последний год, и на рынке преобладал бычий настрой инвесторов. И вот 4 сентября 1987 г. появилась сильная негативная новость для финансовых рынков – ФРС повышает учетную ставку на 0,5% и ясно показывает намерение проводить в дальнейшем сдерживающую монетарную политику.

На рис. 3.5 показано вероятностное распределение, относящееся к периоду, предшествовавшему Кризису 1987 года.

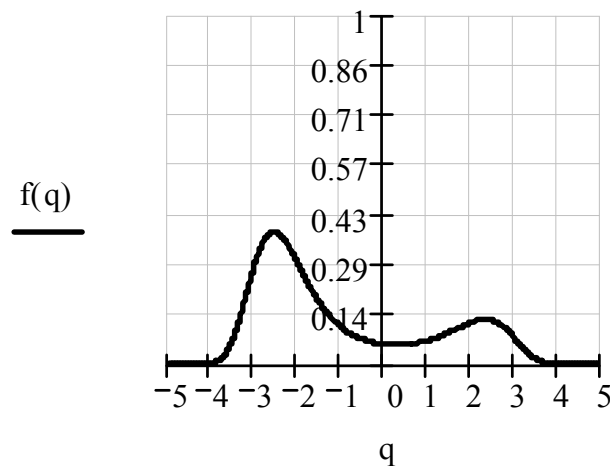


Рис. 3.5. $N=220$, $h=-0.005$, $k=2.2$

На рис. 3.6 изображено движение индекса SP500, соответствующее этому распределению

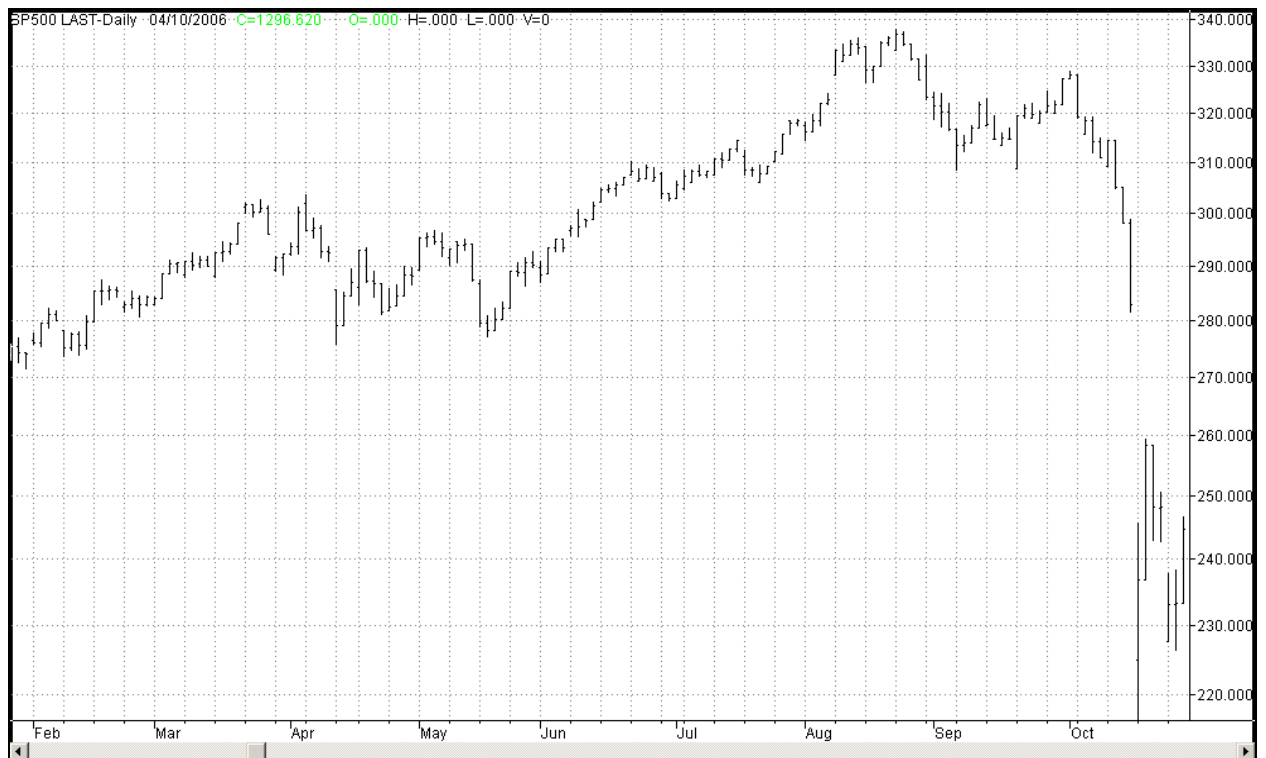


Рис. 3.6. Пример фазы «хаотического рынка» индекса S&P500 1987г.

По функции плотности вероятности видно, что вероятность бычьего состояния рынка остается еще вполне возможной, и, более того, на рынке присутствует режим толпы, тем не менее, на режим толпы наложились медвежьи фундаментальные новости, а это может вызвать потенциально опасную ситуацию. Даже незначительные негативные импульсы могут направить частицу (рыночную доходность) через небольшой барьер в центре потенциального колодца в более вероятное состояние чистого медвежьего настроения и отрицательной доходности. Специфические новости, предшествовавшие краху, были менее важны как причина, нежели преобладающая комбинация настроения инвесторов и фундаментального смещения в данных.

Хаотический рынок может быть описан как квази-эффективный. Пока на рынке присутствует режим толпы, любое направление движения в котировках ценных бумаг может быть устойчивым, если поддерживается хотя бы слабыми новостями, «подогревающими» движение в этом направлении. Такая ситуация существовала в первые 8 месяцев 1989 года, когда хорошие новости отражались в высоких рыночных ценах, а плохие, наоборот, в низких.



Рис. 3.7. Пример фазы «хаотического рынка» индекса S&P500 1989г.

В то же самое время, необходимо быть осторожным, так как высокое стандартное отклонение, связанное с распределением вероятностей на рис. 3.5, отражает высокую степень риска на хаотическом рынке.

Когерентный бычий рынок. Когда сильные позитивные фундаментальные данные ($h \gg 0$) накладываются на режим толпы ($k > 2$)— ситуация благоприятствует развитию когерентного бычьего рынка. Такой рынок может быть рассмотрен как хаотический рынок, на котором медвежья сторона потенциального колодца высока, и соответствующая ей пропорция вероятностного распределения уменьшается.

На рис. 3.8 представлена функция плотности распределения когерентного бычьего рынка. Распределение имеет достаточно длинный хвост, уходящий далеко в отрицательную часть. Модель показывает, что, несмотря на бычьи условия, все же остается небольшая вероятность получения на рынке убытков. На таком рынке риск потерь низок, и общая волатильность падает. Данные условия как нельзя более подходят для совершения покупок ценных бумаг.

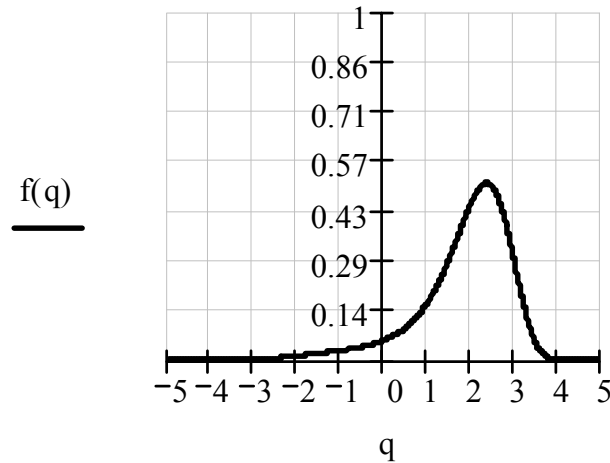


Рис. 3.8. $N=220$, $h=0.02$, $k=2.1$

Типичный пример когерентного рынка можно наблюдать, когда возрастают свободные денежные накопления. Для поддержания бычьего когерентного рынка необходимо поступление свободных денежных средств (по аналогии — для лазера для поддержания достаточного количества высокоэнергетических электронов для излучения света, необходима внешняя накачка). Поэтому часто когерентные рынки можно наблюдать, тогда, когда величина денежных резервов очень высока.

Для примера, на российском фондовом рынке многие практикующие трейдеры обращают внимание на остатки денег коммерческих банков на корреспондентских счетах в Центральном банке. Фактор избыточной ликвидности является сигналом того, что часть этих денег может пойти на фондовый рынок и поддержит рост котировок.

Как отмечает Веге, большая часть долгосрочной рыночной прибыли получается благодаря когерентным рынкам. Когда когерентный рынок заканчивается и наступает состояние хаотического рынка или случайного блуждания, слишком поздно надеяться на получение дохода от инвестиций.

Когерентные медвежьи рынки. Когерентные медвежьи рынки появляются, когда на рынке присутствуют сильные негативные фундаментальные данные ($h \ll 0$) вкупе с поведением инвесторов в режиме толпы ($k > 2$). По су-

ти, это зеркальное отражение когерентного бычьего рынка. Когерентный медвежий рынок может быть рассмотрен как хаотический рынок, на котором бычья сторона потенциального колодца высока и соответствующая ей пропорция вероятностного распределения уменьшается. Стандартное отклонение такое же, как и у когерентного бычьего рынка, однако ожидаемый убыток сходен с аналогичной прибылью на бычьем рынке. Хорошим примером когерентного медвежьего рынка может быть крах 1929 года на американском фондовом рынке, который длился несколько лет.

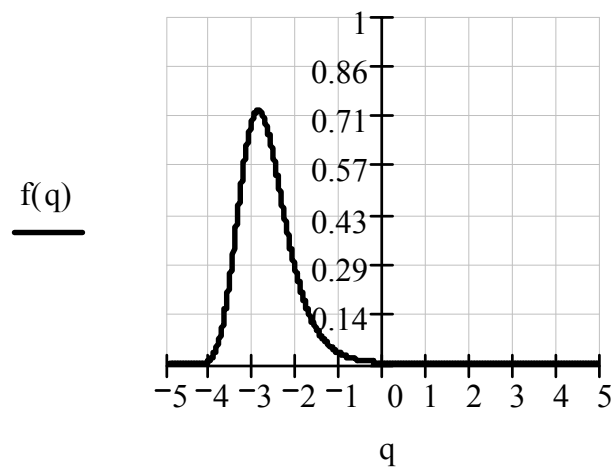


Рис. 3.9. $N=220$, $h=-0.03$, $k=2.2$

На рис. 3.9 приведен пример подобного рынка. Функция плотности вероятности сильно скошена влево, но остается длинный положительный хвост, указывающий на то, что дни положительных доходностей рынка остаются возможными, даже если их вероятности очень малы. Положительные фундаментальные новости могут иметь меньший эффект на рынок, чем отрицательные той же величины. На таких рынках, совершая короткие продажи, трейдер может получить прибыль сравнимую с доходностью при инвестировании на бычьем рынке.

3.2. Разработка способов подсчета характеристик модели Веge-Изинга

В своей работе Петерс обращает внимание читателей на то, что стандартная оценка данных параметров в модели не важна и сама динамическая природа когерентного рынка и делает модель адекватной [67]. Более того, Веge предполагал, что мы не сможем точно узнать значения параметров k и h , и даже узнать, положительны ли они, нейтральны или отрицательны [155]. Тем не менее, нам удалось предложить метод, позволяющий достаточно точно определить значения управляющих параметров, и, кроме того, показать, что число степеней свободы рынка зависит от его фазы.

Мы предположили, что существует связь между показателем настроя толпы k и показателем Херста H . Эту связь можно выразить соотношением

$$H = k - 1.3. \quad (3.16)$$

Действительно, в случае $k=1,8$, то $H=0,5$ – мы получаем случайный рынок. Если k возрастает и равно 2, то возрастает и Херст $=0,7$, что означает присутствие на рынке «режима толпы».

Таким образом, показатель настроя толпы вычисляется достаточно легко, так как существует несколько надежных способов расчета показателя Херста [64-67, 96]. Для расчета числа степеней свободы рынка и показателя фундаментального смещения h нами использовались процентные приращения дневных значений индекса S&P500 за период с января 1998 года по август 2004 года. Вся совокупность данных была разбита по 2-месячным интервалам, и далее, путем подгонки уравнения (3.10) для каждого интервала были найдены соответствующие значения параметров k , h , N .

Для определения числа степеней свободы рынка был получен следующий график (см. рис. 3.10), на котором накопленная сумма ошибок означает величину расхождения между теоретически распределением и эмпирическим распределением с N степенями свободы.

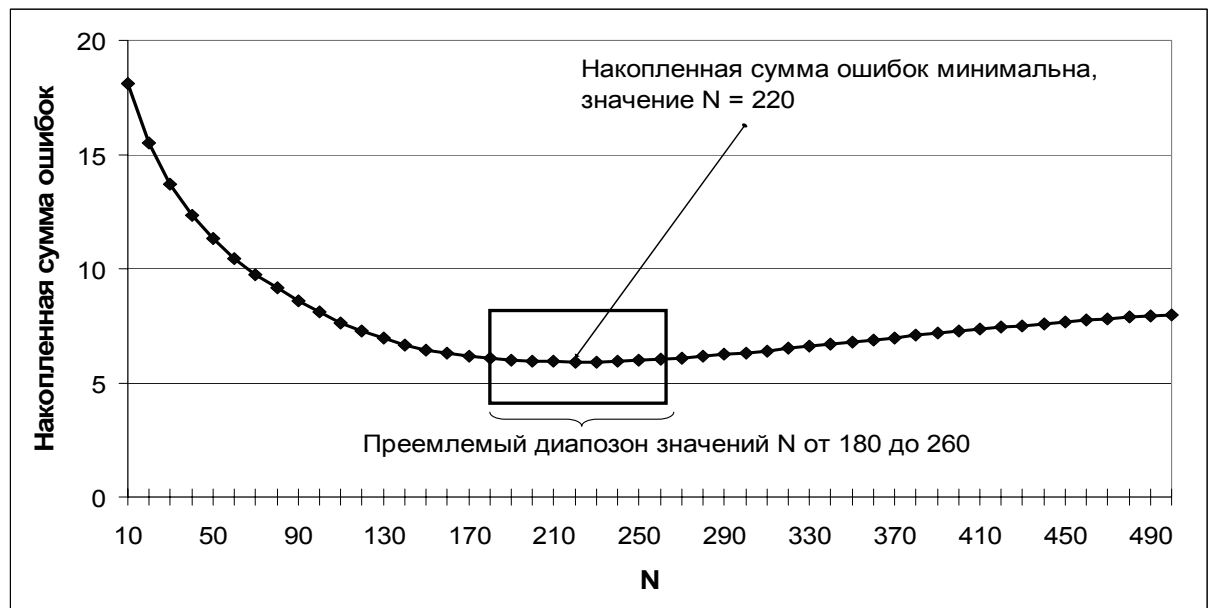


Рис. 3.10. Определение числа степеней свободы рынка

На основе минимизации ошибок системы (3.10) предлагается следующее уравнение регрессии зависимости величины фундаментального сдвига h от макроэкономических индикаторов (рис. 3.11.):

R= ,85676209 R^2= ,73404128 Adjusted R^2= ,66016386 F(10,36)=9,9359 p<,00000 Std.Error of estimate: ,00293						
N=46	Beta	Std.Err. of Beta	B	Std.Err. of B	t(36)	p-level
MO	-17,1411	6,73938	-0,00000023648	0,000000	-2,54343	0,015416
CU	-26,3226	10,97135	-0,00166869318	0,000696	-2,39922	0,021732
Цеп. ин. PI	108,2923	15,90365	0,53930429832	0,079201	6,80927	0,000000
Цеп. ин. PPI	-23,9421	10,58328	-0,11958131390	0,052859	-2,26226	0,029814
Цеп. ин. HS	-6,0496	2,23887	-0,03021698679	0,011183	-2,70208	0,010444
UR^2	10,7162	5,14780	0,00000000025	0,000000	2,08170	0,044540
CPI^2	-35,4460	13,23165	-0,00000576533	0,000002	-2,67888	0,011064
UR*MO	26,7427	6,38410	0,00000000187	0,000000	4,18895	0,000173
UR*PI	24,9752	7,34690	0,00000000002	0,000000	3,39943	0,001664
GDP*M2MS	-61,4600	11,23506	-0,00000019373	0,000000	-5,47038	0,000004

Рис. 3.11. Итоги регрессии для определения константы фундаментального сдвига h

На рис. 3.11 MO- Manufacturers' New Orders: Durable Goods;
CU- Capacity Utilization; PI - Personal Income (цепной индекс);
PPI - Producer Price Index: All Commodities (цепной индекс);
HS - Housing Starts: Total: New Privately Owned Housing Units Started (цепной индекс);

UR - Unemployment Rate;

CPI - Consumer Price Index For All Urban Consumers: All Items;

IPI - Industrial Production Index;

GDP - Gross Domestic Product;

M2*MS - M2 Minus*M2 less small time deposit.

Как видно из результатов моделирования, все коэффициенты уравнения регрессии статистически значимы, значимо и само уравнение регрессии для вычисления фундаментальной постоянной h .

При тщательном исследовании функции (3.10) применительно к дневным доходностям индекса SP-500 оказалось, что найденный диапазон числа степеней свободы рынка 180-220 является усредненным по всем состояниям рынка. То есть в среднем число участников рынка SP500 можно считать равным 220. Заметим, что значение степени свободы рынка интуитивно предложенное Вебе и равное 186 - попадает в приемлемый диапазон значений. Но мы считаем не верным следующие предположения, высказанные Вебе [155] и повторенные Петерсом [67]. Первое, что N является постоянной, и второе, что «равенство $N=186$ или какому-либо другому числу не является существенным». Мы считаем, что в зависимости от состояния рынка число степеней свободы сильно изменяется. Было получено следующее уравнение зависимости N от других управляющих параметров модели:

$$N = -27666k - 12560|h| + 64278 \ln(k) + \frac{22381}{k}. \quad (3.17)$$

Regression Summary for Dependent Variable: n (Данные для поиска зависимости N от h и k1.sta)									
R= ,89152356 R²= ,79481425 Adjusted R²= ,77263201									
F(4,37)=35,831 p<,00000 Std.Error of estimate: 110,93									
N=41	Beta	Std.Err. of Beta	B	Std.Err. of B	t(37)	p-level			
k	-228,691	107,0521	-27766,4	12997,65	-2,13626	0,039339			
modh	-0,289	0,1359	-12559,9	5903,81	-2,12743	0,040113			
LN-V4	179,605	84,3672	64278,9	30194,19	2,12885	0,039988			
1/V4	50,318	22,7717	22381,5	10128,78	2,20969	0,033394			

Рис. 3.12. Итоги регрессии для определения N

Отметим, что все коэффициенты уравнения статистически значимы, значимо и само уравнение. При этом средняя ошибка прогноза =110,93.

Оказывается, с увеличением фундаментального дрейфа рынка и постоянной Херста, уменьшается число степеней свободы рынка. Зависимость от фундаментальной составляющей линейная, а в зависимости от постоянной Херста присутствуют нелинейные эффекты ослабляющие линейную зависимость. Получается, что если на рынке нейтральные фундаментальные данные (тем самым отсутствуют значимые инвестиционные идеи) и слабый настрой толпы, то количество степеней свободы рынка - максимально. На рынке много групп (их количество может достигать 500), каждая из которых проводит свою инвестиционную политику с разным временным горизонтом, и в среднем, влияния их на рынок нивелируется, рынок дрейфует в «боковом тренде». В периоды же когерентных рынков (то есть когда есть сильные позитивные или негативные данные вкупе с поведением инвесторов как толпы) число участников рынка сокращается и может уменьшиться даже до 5-20. Это можно объяснить их объединением в большие группы. В период сильных бычьих трендов, равно как и в период сильных медвежьих, ситуация инвесторам, как правило, понятна и вопроса: что делать – покупать или продавать не стоит, количество мнений уменьшается, тем самым уменьшается и количество групп игроков.

На больших интервалах времени (в данном случае мы имели дело с дневными доходностями на двухмесячных интервалах) влияние фундаментальных данных очевидно. Логично задаться вопросом, насколько сильно влияют фундаментальные данные на меньших масштабах времени, например, если использовать часовые доходности, или даже 5-минутные. И более того, от чего в данных случаях будет зависеть число участников рынка?

В попытке ответить на эти вопросы, во многом имеющие теоретический интерес и раскрывающие для нас особенности поведения рынков внутри торгового дня, мы провели соответствующие исследования.

Для часовых данных были использованы котировки SP500 за весь 2003 год (всего получилось 1600 значений). Проведя анализ, обнаружилось, что накопленная сумма ошибок отклонения функции плотности вероятности доходностей (3.10) от гистограммы распределения дневных доходностей будет минимальна при $N=500$. Получается следующее уравнение зависимости N от других управляющих параметров:

$$N = 28655k - 14184\sqrt{k} - 15300k^2. \quad (3.18)$$

При этом стандартная ошибка прогноза равна 122,48.

Для 5-минутных доходностей индекса SP500 (июль-август 2003 года) были получены схожие результаты. Уравнение зависимости N от управляющих параметров оказалось простой линейной зависимостью от k

$$N = 732k. \quad (3.19)$$

Обратим внимание, что стандартная ошибка прогноза уменьшилась относительно регрессии на часовых данных и равна 71,24.

Итак, на число участников рынка на часовых и 5-минутных данных экономические фундаментальные факторы влияния не оказывают. Рынок полностью зависит от показателя поведения толпы. Вся совокупная группа инвесторов является разобщенной.

Кроме того, если сравнить разброс фундаментального смещения h на рядах дневных, часовых и пятиминутных доходностей, то мы получим следующий результат (см. табл. 3.2):

Т а б л и ц а 3.2

Сравнение h

Стандартное отклонение h дневных доходностей	0,051
Стандартное отклонение h часовых доходностей	0,023
Стандартное отклонение h 5-мин. доходностей	0,018

Мы видим, что разброс h при переходе к меньшим масштабам времени уменьшается. Это подтверждает наш вывод, что фундаментальные данные на малых промежутках времени перестают учитываться, и в основном, число

участников рынка, как и поведение рынка в целом, зависит от показателя поведения толпы. Этим можно объяснить эффективность применения технического анализа для внутридневной торговли. Полученный вывод позволяет говорить о том, что для трейдеров, чей временной горизонт торговли простирается на месяцы, для успешной торговли одного технического и статистического анализа будет недостаточно и обязательно надо учитывать результат внешних экономических условий. Таким образом, гипотеза когерентного рынка дает удобную модель для изучения изменяющихся состояний рынка и, кроме того, позволяет более качественно разобраться в его структуре.

3.3. Тестирование системы торговли, основанной на распознавании фазы рынка

Основной вопрос, который стоит перед трейдером, можно озвучить так: «В каком состоянии находится рынок в данный момент»? Так как от правильного распознавания текущих условий зависят, в первую очередь, применяемые инструменты анализа. В случае если трейдер использует в своей работе технический анализ - это выбор между трендовым или флэтовым анализом, или вообще, решением пока не торговать. Для ответа на данный вопрос и может помочь инструментарий СМН.

Ниже будет предложена простая система торговли, основанная на распознавании фазы рынка. Основная идея системы основана на избегании периодов, когда рынок ведет себя как случайный или хаотический, и попытке инвестировать только тогда, когда поведение рынка напоминает когерентное. Параметры рынка были подсчитаны для коротких, двухмесячных периодов времени, что накладывает некоторые условия на применение теории когерентных рынков. Так, на таких коротких периодах, показатель Херста (а значит и показатель поведения толпы) редко превосходит величину равную 0,7 (для k соответственно 2), кроме того, само количество данных для подсчета (в среднем 40 торговых дней) не может давать действительно точную оценку этого показателя. Тем не менее, значение H колеблющееся около 0,5 - явное свидетельство о том, что рынок в данном периоде подобен случайному. А значение H близкое к 0,6 показывает, что на рынке присутствует неэффективность, то есть можно ожидать большие и продолжительные перемещения в настроениях инвесторов, а вкупе с положительными или отрицательными фундаментальными условиями и тренды (соответственно бычий или медвежий).

Введем следующие торговые правила:

- Покупка, когда $H > 0,58$ и $h > 0,002$;
- Продажа, если h становится отрицательным или нейтральным;

- Продажа, если N приближается к 0,5.

Значения N и h выбраны путем оптимизации стратегии.

Параметры модели вычислялись лишь для последовательных двухмесячных промежутков времени. Тем самым, условия торговли по этой системе менее удобны, чем могли бы быть. Это объясняется тем, что экономические новости на каждом двухмесячном промежутке времени выходят не все сразу в один день, а приблизительно равномерно в течение всего периода, да и показатель Херста постепенно меняется каждый новый день с появлением новых цен, и было бы логично отслеживать изменения этих показателей, используя соответствующие формулы (3.16 и рис. 3.11.), после каждого рабочего дня (или раз в несколько дней).

Это замечание может являться отправной точкой для дальнейших исследований систем, построенных на гипотезе когерентных рынков. Реакцию предложенной нами системы можно считать запоздалой, тем не менее, продемонстрируем результаты торговли даже по этой простой системе:

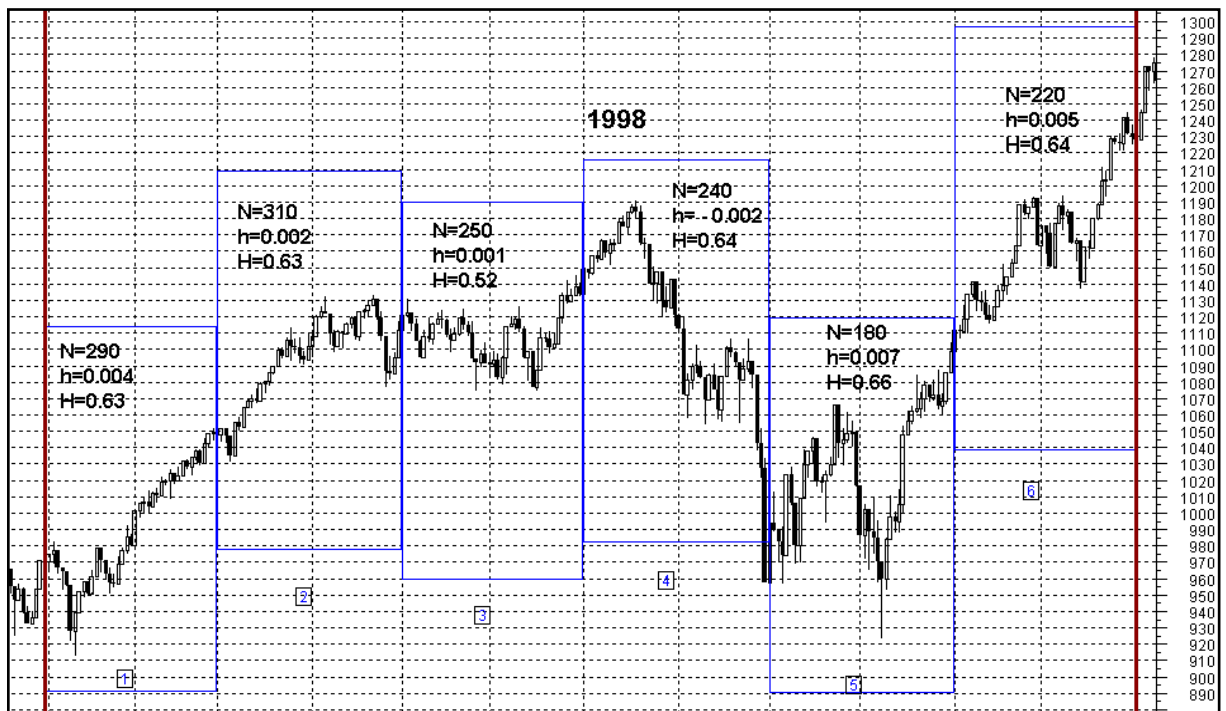


Рис. 3.13. Индекс S&P500, 1998г.³

1. 01-02.1998г. $N=290$, $h=0,004$, $H=0,63$.

³ Здесь и далее рисунки созданы при помощи программы технического анализа данных Metastock Professional 6.0

Мы видим положительные фундаментальные условия и достаточно высокое значение показателя Херста. В конце января принимаем решение о покупке индекса по цене 1049,34.

2. 02-04.1998г. $N=310$, $h=0,002$, $H=0,63$.

Удерживаем позицию.

3. 05-06.1998г. $N=250$, $h=0,001$, $H=0,52$.

Рынок находится в фазе случайно блуждания. Данное состояние рынка вкупе с нейтральными экономическими условиями дает сигнал к закрытию позиции 1133.84.

4. 07-08.1998г. $N=240$, $h=-0,002$, $H=0,64$.

Вне рынка.

5. 09-10.1998г. $N=180$, $h=0,007$, $H=0,66$.

Весьма хорошие фундаментальные условия и сильный настрой толпы. Покупка в конце октября 1098,67.

6. 11-12.1998 $N=220$, $h=0,005$, $H=0,64$.

Удерживаем позицию.

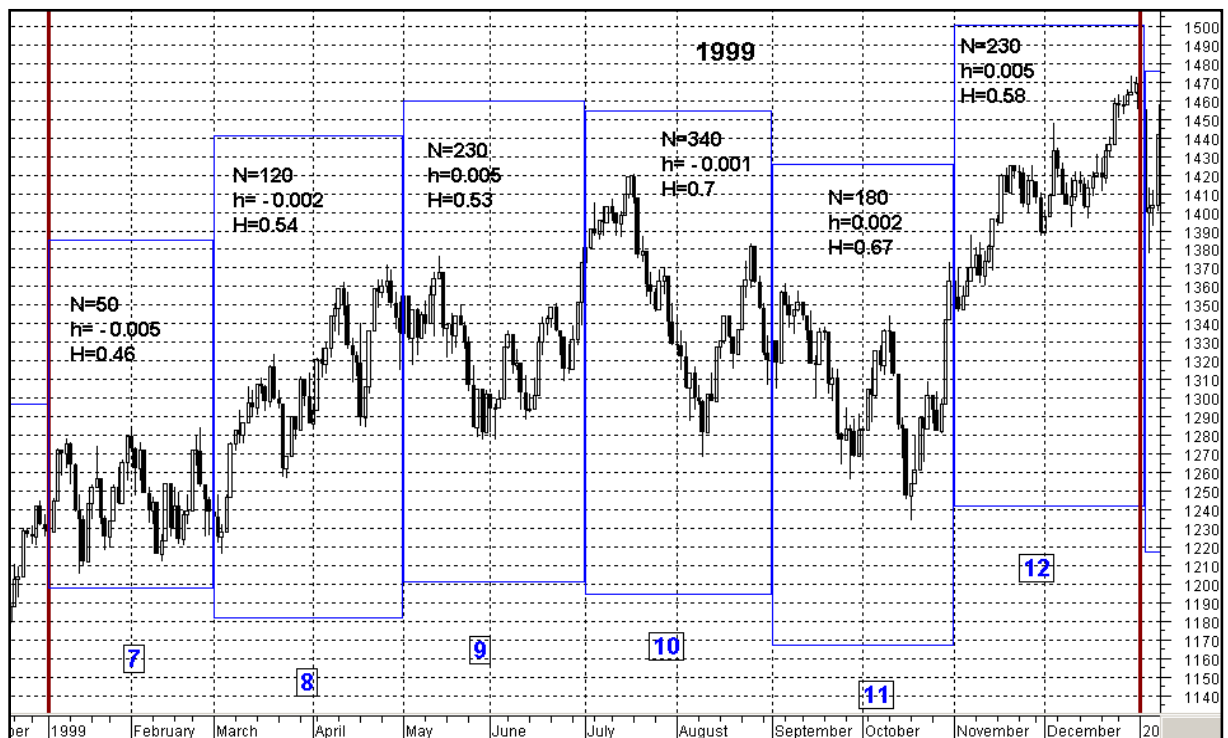


Рис. 3.14. Индекс S&P500, 1999г.

7. 01-02.1999г. $N=50$, $h=-0,005$, $H=0,46$.

Интересный с точки зрения анализа диапазон. Здесь явно прослеживается сильная «борьба медведей с быками». На пользу дальнейшего падения рынка свидетельствуют негативные фундаментальные данные и разворотная фигура технического анализа «Тройная вершина». Толпа была разбита на количество рыночных групп ($N=50$), заметно уступающее стандартному значению ($N=220$), кроме того, у толпы не было единого настроения ($H=0,46$), что, в конечном итоге, и не дало вылиться в медвежий тренд с пробитием уровня 1210. Тем не менее, закрываем позицию 1238,33.

8. 03-04.1999г. $N=120$, $h=-0,002$, $H=0,54$.

Фаза «Случайного блуждания». Рынок все еще не сформировал единого мнения. Без позиций.

9. 05-06.1999г. $N=230$, $h=0,005$, $H=0,53$.

Фаза «Случайного блуждания». Без позиций.

10. 07-08. 1999г. $N=340$, $h=-0,001$, $H=0,007$.

Сильный настрой толпы, наложенный на нейтральные слабые фундаментальные данные, дал хаотический, высокорискованный рынок. Без позиций.

11. 09-10.1999г. $N=180$, $h=0,002$, $H=0,67$.

Согласно правилу №2 изменение знака h и высокое значение H дают сигнал к покупке в конце октября по 1342,44.

12. 11-12.1999г. $N=230$, $h=0,005$, $H=0,58$.

Удерживаем позицию.

13. 01-02.2000г. $N=120$, $h=0,004$, $H=0,54$.

Несмотря на неплохие фундаментальные факторы рынок в «случайной» фазе. Не рискуем и продаем актив по 1366,42.

14. 03-04.2000г. $N=120$, $h=0,001$, $H=0,66$.

Хаотичный рынок. Без позиций.

15. 05-06.2000г. $N=110$, $h=0,007$, $H=0,58$.

Сильные экономические факторы, но слабоватый настрой толпы. Тем не менее, открываем позицию по 1454,6.



Рис. 3.15. Индекс S&P500, 2000г.

16.07-08.2000г. $N=480$, $h=0,001$, $H=0,7$.

Хаотичный рынок. Закрываем позицию. Продажа по 1520,77.

17.09-10.2000г. $N=240$, $h=-0,004$, $H=0,65$.

Фаза близка к когерентному медвежьему рынку. Без позиций.

18.11-12.2000г. $N=60$, $h=0,004$, $H=0,54$.

Фаза «Случайного блуждания». Без позиций.

19.01-02.2001, $N=160$, $h=-0,001$, $H=0,67$.

Хаотичный рынок. Без позиций.

20.03-04.2001, $N=20$, $h=0$, $H=0,65$.

Хаотичный рынок. Без позиций.

21.05-06.2001, $N=370$, $h=-0,001$, $H=0,66$.

Хаотичный рынок. Без позиций

22.07-08.2001, $N=140$, $h=-0,004$, $H=0,57$.

Переходной рынок. Без позиций.

23.09-10.2001, $N=50$, $h=0,005$, $H=0,8$.

Хорошие фундаментальные данные, наложенные на групповое поведение толпы, вызвали разворот медвежьего рынка. Покупка по 1084,10.

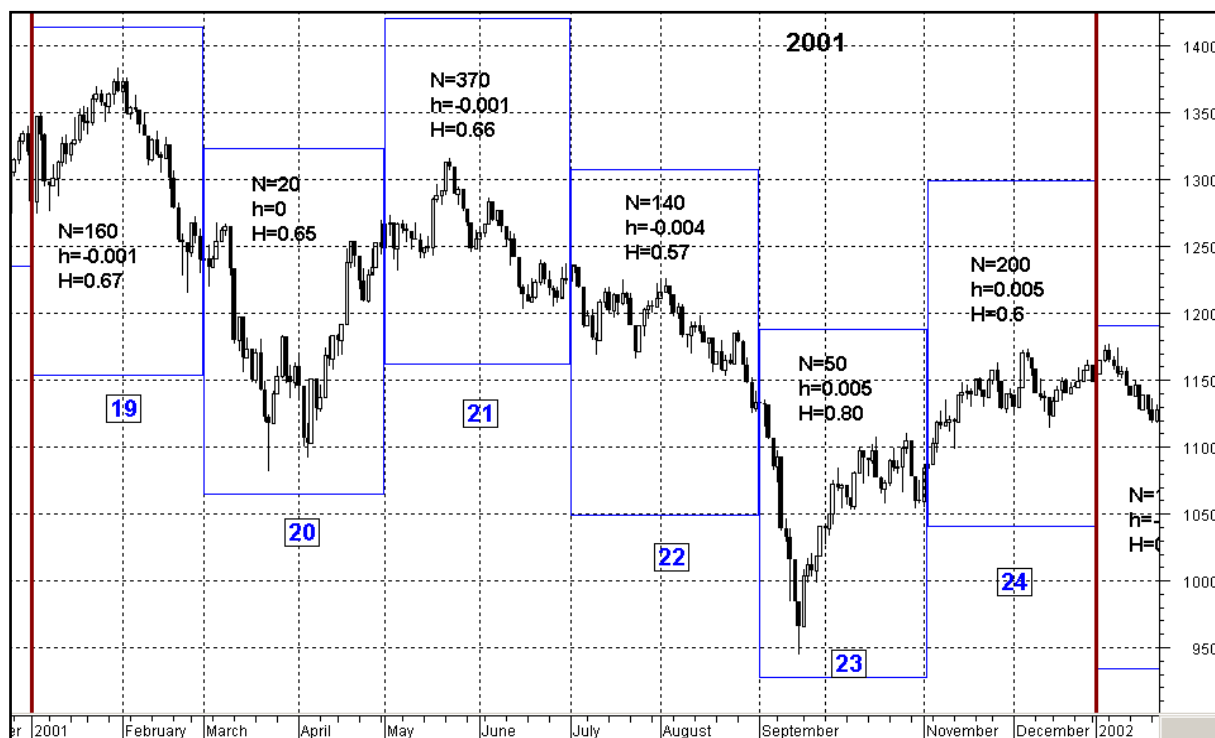


Рис. 3.16. Индекс S&P500, 2001г.

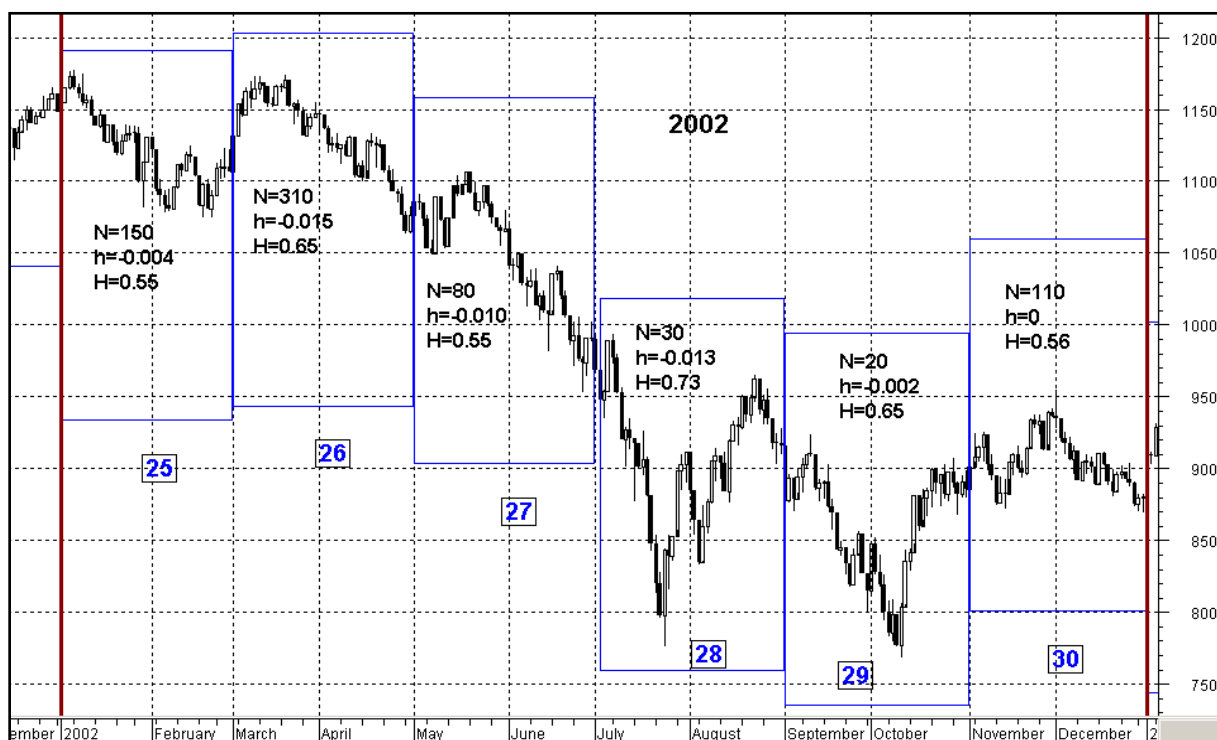


Рис. 3.17. Индекс S&P500, 2002г.

24.11-12.2001, $N=200$, $h=0,005$, $H=0,6$.

Удерживаем позицию.

25. 01-02.2002, $N=150$, $h=-0,004$, $H=0,55$.

Переходной рынок, высокое h и H колеблющееся около 0.55.

Продажа 1106,73.

26.03-04.2002, $N=310$, $h=-0,015$, $H=0,65$.

Когерентный медвежий рынок. Без позиций.

27.05-06.2002, $N=80$, $h=-0,010$, $H=0,55$.

Когерентный медвежий рынок. Без позиций.

28.07-08.2002, $N=30$, $h=-0,013$, $H=0,73$.

Когерентный медвежий рынок. Без позиций.

29.09-10.2002, $N=20$, $h=-0,002$, $H=0,65$.

Когерентный медвежий рынок. Без позиций.

30.11-12.2002, $N=110$, $h=0$, $H=0,56$.

Переходной рынок. Без позиций.

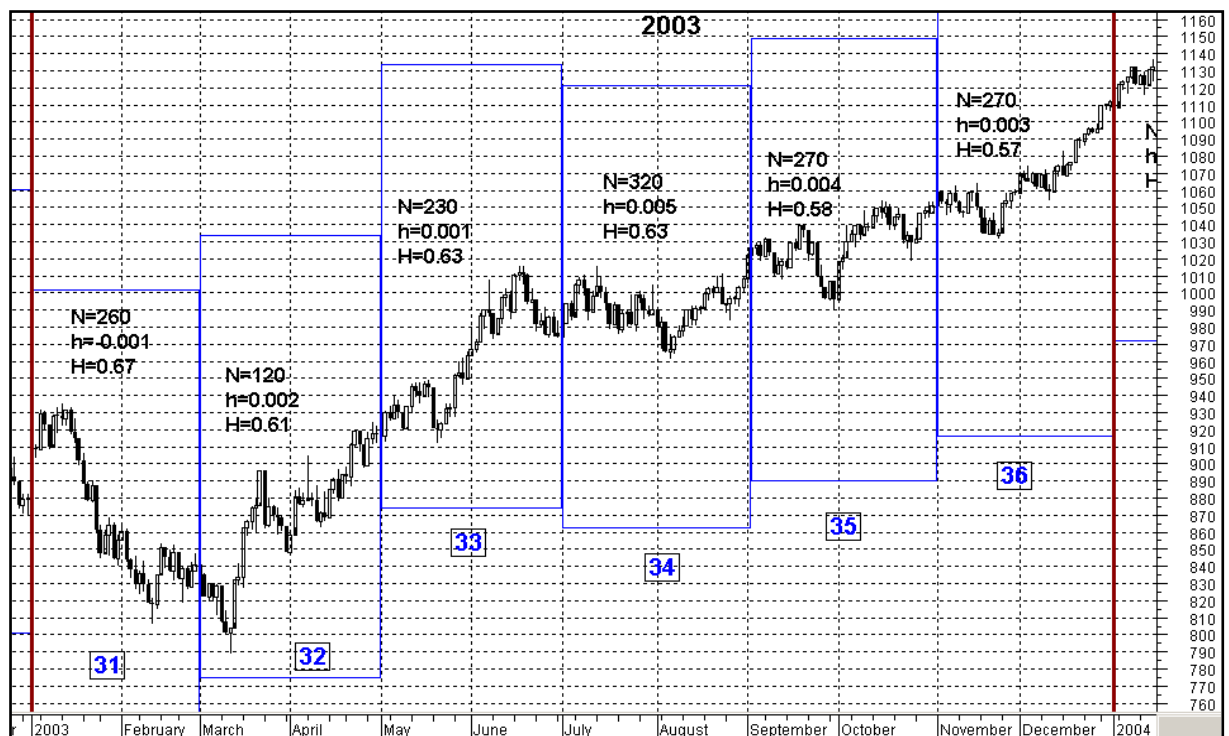


Рис. 3.18. Индекс S&P500, 2003г.

31.01-02.2003, $N=260$, $h=-0,001$, $H=0,67$.

Хаотичный рынок. Без позиций

32.03-04.2003, $N=120$, $h=0,002$, $H=0,61$.

Покупка по 916,92.

33.05-06.2003, $N=230$, $h=0,001$, $H=0,63$.

Хаотичный рынок. Продажа по 976,23.

34.07-08.2003, $N=320$, $h=0,005$, $H=0,63$.

Покупка по 1008,01.

35.09-10.2003, $N=270$, $h=0,004$, $H=0,58$.

Удерживаем позицию.

36.11-12.2003, $N=270$, $h=0,003$, $H=0,57$.

Продажа по 1111,92.



Рис. 3.19. Индекс S&P500, 2004г. (январь-июнь)

37.01-02.2004, $N=480$, $h=0,001$, $H=0,53$.

Фаза случайного блуждания. Без позиций

38. 03-04.2004, $N=480$, $h=0,004$, $H=0,63$.

Покупка по 1107,3

39.05-06.2004, $N=350$, $h=0$, $H=0,6$.

Рынок подобен хаотичному. Продажа по 1140,84.

Итак, в результате торговли за период с февраля 1998 по июнь 2004 года индекс SP500 вырос с 1049,34 до 1140,84 (на 91,55 единиц значений индекса, что может являться прибылью, полученной по стратегии «покупай и держи» за этот период). За этот же период торговля по системе с учетом фазы рынка за счет попытки избегания случайных и хаотичных рынков, то есть с меньшим риском, дала накопленную прибыль 533,69 единиц индекса (таблица 3.3).

Всего было совершено 8 сделок, все из них оказались прибыльными, скорей всего, это просто следствие малого количества сделок.

Т а б л и ц а 3.3

Результат торговли по стратегии избегания хаотичных и случайных фаз рынка

№ сделки	Периоды торговли	Цена покупки	Цена продажи	Прибыль/убыток	Накопленная прибыль
1	2-3	1049,34	1133,84	+84,5	84,50
2	5-7	1098,67	1238,33	+139,66	224,16
3	11-13	1342,44	1366,42	+23,98	248,14
4	15-16	1454,60	1520,77	+66,17	314,31
5	23-25	1084,10	1106,72	+22,62	336,93
6	32-33	916,92	976,23	+59,31	396,24
7	34-36	1008,01	1111,92	+103,91	500,15
8	38-39	1107,30	1140,84	+33,54	533,69

Для оценки риска мы использовали коэффициент колеблемости остатков ряда после выделения линейной регрессии, построенной по каждому из 39 промежутков. Для этого вычислялась остаточная сумма квадратов по следующей формуле:

$$S_{ост.}^2 = \sum_{i=1}^n (y'(x_i) - y_i)^2, \quad (3.20)$$

где n – число дней в каждом периоде; y_i – цена закрытия индекса i -го дня; $y'(x_i)$ – значение цены закрытия i -го дня, построенное по уравнению регрессии.

Оценка риска

№ периода	Остаточная сумма квадратов	№ периода	Остаточная сумма квадратов
1	6656,01	21	19493,45
2	9871,43	22	11366,92
3	8416,04	23	51063,51
4	27032,55	24	8139,86
5	38514,44	25	7903,61
6	12968,06	26	7355,14
7	11767,12	27	16355,08
8	17808,25	28	81850,07
9	21560,32	29	55631,79
10	32761,77	30	10934,11
11	29656,20	31	11620,52
12	9866,78	32	9813,86
13	22804,25	33	9788,04
14	101113,11	34	4435,96
15	29771,89	35	5918,62
16	21045,42	36	4931,53
17	23590,92	37	2541,73
18	27271,30	38	13036,91
19	44677,14	39	5592,97
20	93988,45		

Из таблицы 3.4 видно, что среднее значение остаточной суммы квадратов в период торговли 10693, а среднее значение этого показателя в остальные периоды равно 30124,82. Это показывает, что риски торговли по данной системе существенно ниже рисков пассивного управления стратегии длительного владения активом.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе на основе выполненных теоретических и прикладных исследований в области прогнозирования стоимости финансовых активов сформулированы следующие выводы:

1. Просматривается четкая тенденция к увеличению наклона в регрессии корреляционных размерностей при возрастании случайной хаотической компоненты в ряду наблюдений. Этот факт дает возможность идентифицировать в динамике ряда одновременное присутствие как случайной, так и детерминированной компоненты, что позволяет ввести понятие «частично детерминированного ряда».

2. Финансовые временные ряды имеют в своей структуре не только случайную компоненту, но и детерминированную. Низкая доля мультипликативного детерминированного хаоса говорит о сложности обнаружения долгосрочных закономерностей в значениях цен финансовых активов. Существенное уменьшение доли случайного хаоса (до $\beta\% = 20-25\%$) может служить опасным симптомом возникновения «пузыря» и, как следствие, финансового кризиса.

3. Вклады детерминированного и случайного хаоса резко отличаются до и после финансовых кризисов. В результате проведенного исследования выяснилось, что большинство рыночных кризисов можно разделить на два основных класса. Нарастание доли детерминированной компоненты графически выглядит как продолжительный направленный рост (или падение цены). Перед крахами скорость движения такого роста непостоянна и, как правило, ускоряется по степенному закону. Модель графического анализа «Складной метр» учитывает свойство ускорения роста цены финансового актива и может отражать наличие финансового «пузыря».

4. Предложена методика, позволяющая в рамках гипотезы когерентных рынков в модели Веge-Изинга численно подсчитать значение числа участников рынка, степень настроения инвесторов и величину, отражающую внешние экономические условия. Показано, что, в отличие от существовавших ранее

предположений, что число участников рынка постоянно, эта величина также изменяется в зависимости от состояния рынка и временного интервала. На число участников рынка на коротких интервалах (внутридневных) экономические фундаментальные факторы влияния не оказывают, а рынок полностью зависит от показателя поведения инвесторов. Этот вывод позволяет объяснить эффективность применения технического анализа для внутридневной торговли. С другой стороны, для трейдеров, чей временной горизонт торговли простирается на месяцы, для успешной торговли одного технического и статистического анализа будет недостаточно и обязательно надо учитывать результат внешних экономических условий.

5. Приведенная в работе стратегия на примере динамики индекса S&P500 показывает практическую пригодность подхода, основанного на учете фазы рынка для торговли. Доказана эффективность разработанной методики, для моделирования прогнозирования и анализа поведения экономических процессов протекающих на финансовых рынках.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Айвазян С.А. Прикладная статистика и основы эконометрики: Учебник для вузов / С.А Айвазян, В.С. Мхитарян. – М.: ЮНИТИ, 1998. – 1022 с.
2. Анищенко В.С. Сложные колебания в простых системах / В.С. Анищенко. – М.: Наука, 1990, - 216с.
3. Арнольд В.И. Теория катастроф / В.И. Арнольд. – 3-е изд., доп. –М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит. 1990. – 128 с.
4. Ахромеева Т.С. Нестационарные структуры и диффузионный хаос / Т.С. Ахромеева, С.П. Курдюмов, Г.Г. Малинецкий, А.А. Самарский. – М.: Наука. Гл. ред. физ. – мат. лит., 1992. – 544 с.
5. Барбаумов В.Е. Финансовые инвестиции: учеб. / В.Е. Барбаумов, И.М. Гладких, А.С. Чуйко. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 544 с.
6. Беляков С.С. О возможности получать прогнозные знания из остаточной нерегулярной компоненты временных рядов с памятью / С.С. Беляков // Проблемы регионального управления, экономики, права и инновационных процессов в образовании: Сборник трудов IV Междунар. науч.-практ. конф.– Таганрог: Изд-во ТИУиЭ, 2004. – С. 21-27.
7. Беляков С.С. Использование агрегирования в методах нелинейной динамики для анализа и прогнозирования временных рядов котировки акций: автореф. дис. канд. экон. наук / С.С. Беляков. – Ставрополь, 2005. – 24 с.
8. Берже П. Порядок в хаосе. О детерминистском подходе к турбулентности / П. Берже, И. Помо, К. Видаль. – М.: Мир, 1991. – 368 с.
9. Божоркин С.В. Фракталы и мультифракталы / С.В. Божоркин, Д.А. Паршин. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001, 128 с.
10. Боровиков В.П. STATISTICA: искусство анализа данных на компьютере. Для профессионалов / В.П. Боровиков. – СПб.: Питер, 2001. – 656 с.
11. Васин А.С. Стохастические свойства курсов иностранных валют / А.С. Васин // Финансы и кредит. – 2005. – №17(185). – С. 15-26.

12. Вейсвеллер Р. Арбитраж. Возможности и техника операций на финансовых и товарных рынках. Пер с англ. – М.: Церих-ПЭЛ, 1993. – 208 с.
13. Винтизенко И.Г. Прогнозирование в моделях экономических систем / И.Г. Винтизенко, И.М. Колесников, М.Г. Шадуев. – Кисловодск: Изд. центр Кисловодского института экономики и права, 2001. – 100 с.
14. Волков М.В. Структура и классификация рынка ценных бумаг. Операции с ценными бумагами в деятельности банков. Управление портфелем ценных бумаг / М.В. Волков // Финансы и кредит. – 2005. – №10(178). – С. 31-40.
15. Воробьев С.Н. Управление рисками в предпринимательстве: монография / С.Н. Воробьев, К.В. Балдин. – М.: Дашков и К, 2006. – 772 с.
16. Воронин В.П. Учет ценных бумаг : учеб. пособие / В.П. Воронин, Н.Г. Сапожникова. – М.: Финансы и статистика, 2005. – 400 с.
17. Воронцовский А.В. Инвестиции и финансирование: Методы оценки и обоснования. – СПб.: Изд-во С.-Петербург. гос. ун-та, 2003. – 528 с.
18. Воронцовский А.В. Управление рисками: учеб. пособие / А.В. Воронцовский. – СПб.: Изд-во С.-Петербург. гос. ун-та, 2000. – 206 с.
19. Глейк Дж. Хаос: создание новой науки / Дж. Глейк. Пер. с англ. М. Нахмансона, Е.Барашковой. – СПб.: Амфора, 2001. – 398 с.
20. Глухов В.В. Финансовый менеджмент: Участники рынка, инструменты, решения / В.В. Глухов, Ю.М. Бахрамов. – СПб.: Специальная литература, 1995. – 430 с.
21. Гулд Х. Компьютерное моделирование в физике / Х. Гулд., Я. Тобочник. – М.: Мир, 1990. – 349 с.
22. Давнис В.В. Адаптивное прогнозирование: модели и методы: монография / В.В. Давнис. – Воронеж: Изд-во Воронеж. гос. ун-та, 1997. – 196 с.
23. Давнис В.В. Адаптивные модели: анализ и прогноз в экономических системах / В.В. Давнис, В.И. Тинякова. – Воронеж: Воронежский государственный университет, 2006. – 380 с.

24. Давнис В.В. Прогнозные модели экспертных предпочтений: монография / В.В. Давнис, В.И. Тинякова. – Воронеж: Изд-во Воронеж. гос. ун-та, 2005. – 248 с.
25. Давнис В.В. Управление эффективностью портфеля на основе прогнозных оценок / В. В. Давнис, А.А. Нагин // Экономическое прогнозирование: модели и методы: Материалы Междунар. науч.-практ. конф.– Воронеж: Воронеж гос. ун-т, 2005. – Ч.II. – С. 281-285.
26. Дубовиков М.М. Индекс вариации и его приложение к анализу фрактальных структур // М.М. Дубовиков, Н.В. Старченко. Научный альманах "Гордон", изд-во "Поматур", М. 2005
27. Загайтов И.Б. Исследование закономерностей динамики урожаев, осадков и температур в Северном полушарии / И.Б. Загайтов, С.И. Яблоновская, Л.П. Яновский, Д.А. Филатов и др. – Воронеж: ВГАУ, 2005: -100с.
28. Закарян И. Интернет как инструмент для финансовых инвестиций / И.Закарян, И.Филатов. – Спб.: БХВ – Санкт-Петербург, 2000. – 256 с.
29. Едророва В.Н. Учет и анализ финансовых активов: акции, облигации, векселя / В.Н. Едророва, Е.А. Мизиковский. – М.: Финансы и статистика, 1995. – 267 с.
30. Жуленев С.В. Финансовая математика: введение в классическую теорию / С.В. Жуленев. – М.: Изд-во МГУ, 2001. – 480 с.
31. Занг В.Б. Синергетическая экономика. Время и перемены в нелинейной экономической теории / В.Б. Занг. – М.: Мир, 1999. – 335 с.
32. Заславский Г.М. Динамическая нелинейность и стохастичность / Г.М. Заславский. - М.: Наука, 1983. – 272 с.
33. Клапко А.О. Математическое моделирование и прогнозирование цен на фондовом рынке: автореф. дис. канд. экон. наук / А.О. Клапко – Москва, 2005. – 24 с.
34. Ковалев В.В. Финансовый анализ: Управление капиталом. Выбор инвестиций. Анализ отчетности. – М.: Финансы и статистика, 1995. – 432 с.

35. Концевая Н.В. О методах определения «длины памяти» рынка и пути их использования для оптимизации торговых систем на валютном рынке / Н.В. Концевая // Экономическое прогнозирование: модели и методы: Материалы Междунар. науч.-практ. конф. – Воронеж: Воронеж. гос. ун-т, 2006. – Ч. 2. – С. 22-29.
36. Костина Н.И. Финансовое прогнозирование в экономических системах: учеб. пособие / Н.И. Костина, А.А. Алексеев. – М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2002. – 285 с.
37. Кочетыгов А.А. Финансовая математика: учеб. пособие / А.А. Кочетыгов. – Ростов н/Д: Феникс, 2004. – 480 с.
38. Кравчук В.К. Новый адаптивный метод следования за тенденцией и рыночными циклами // Валютный спекулянт, №12, декабрь 2000, с.50-55,
39. Кричевский М. Л. Интеллектуальные методы в менеджменте / М.Л. Кричевский. – СПб.: Питер, 2005. – 304 с.
40. Кроновер Р.М. Фракталы и хаос в динамических системах. Основы теории / Р.М. Кроновер. – М.: Постмаркет, 2000. – 354 с.
41. Кузнецов С.П. Динамический хаос (курс лекций) / С.П. Кузнецов - М.: Физматлит, 2001.
42. Кузнецова Л.Г. Экскурс в теорию блужданий и ее использование для оценки стоимости финансовых активов / Л.Г. Кузнецова // Финансы и кредит. – 2005. – №28(196). – С. 67-71.
43. Кулаков А.В. Введение в физику нелинейных процессов / А.В. Кулаков, А.А. Румянцев. – М.: Наука, 1988. – 159с.
44. Лашкарев А.Н. Математическое моделирование динамики финансовых временных рядов с эффектом памяти: автореф. дис. канд. экон. наук / А.Н. Лашкарев. – Ижевск, 2005. – 23 с.
45. Летчиков А.В. Лекции по финансовой математики / А.В. Летчиков. – Москва –Ижевск: Институт компьютерных исследований, 2004. – 240 с.
46. Лиховидов В.Н. Складной метр – новый инструмент технического анализа // Валютный спекулянт, №2, февраль 2001, с.40-47.

47. Лиховидов В.Н. Фундаментальный анализ мировых валютных рынков: методы прогнозирования и принятия решений / В.Н. Лиховидов - г. Владивосток.: Forexclub, 1999. - 234 с.
48. Лукашин Ю.П. Статистические методы изучения фондового рынка / Ю.П. Лукашин // Вопросы статистики. – 1995. – №7. – С. 14-21.
49. Ляшенко В.И. Фондовые индексы и рейтинги / В.И. Ляшенко. – Д.: Сталкер, 1998. – 320 с.
50. Магнус Я.Р. Эконометрика: Учеб. / Я.Р. Магнус, П.К. Катыхев, А.А. Пересецкий. – М.: Дело, 2004. – 576 с.
51. Маккей Ч. Наиболее распространенные заблуждения и безумства толпы / Ч. Маккей. – М.: Альпина Паблишер, 2003, - 844 с.
52. Маковецкий М.Ю. Роль рынка ценных бумаг в инвестиционном обеспечении экономического роста / М.Ю. Маковецкий. – Финансы и кредит. – 2004. – №19(157). – С. 11-24.
53. Маковецкий М. Ю. Использование финансовых инструментов рынка ценных бумаг в инвестиционном процессе / М.Ю. Маковецкий. – Финансы и кредит. – 2005. – №31(199). – С. 19-37; №32 (200). – С. 14-24; №33 (201). – С. 53-63.
54. Малинецкий Г.Г. Современные проблемы нелинейной динамики / Г.Г. Малинецкий, А.Б. Потапов. – М.: Эдиториал УРСС, 2000. – 336 с.
55. Малюгин В.И. Рынок ценных бумаг: Количественные методы анализа: Учеб.пособие. – М.: Дело, 2003. – 320с.
56. Меньшиков И.С. Финансовый анализ ценных бумаг: Курс лекций. – М.:Финансы и статистика, 1998. – 360 с.
57. Миркин Я.М. Ценные бумаги и фондовый рынок / Я.М. Миркин. – М.: Перспектива, 1995. – 532 с.
58. Миркин Я.М. Рынок ценных бумаг России: воздействие фундаментальных факторов, прогноз и политика развития / Я.М. Миркин. – М.: Альпина Паблишер. – 2002. – 624 с.

59. Мэрфи Дж. Технический анализ фьючерсных рынков: теория и практика / Дж. Мэрфи. – М.: Сокол, 1996. – 592с.
60. Найман Э.Л. Путь к финансовой свободе: Профессиональный подход к трейдингу и инвестициям / Э. Л. Найман. – М.: Альпина Бизнес Букс, 2004. – 480 с.
61. Найман Э.Л. Трейдер – инвестор / Э.Л. Найман. - Киев.: ВИРА-Р, 2000. – 640 с.
62. Нименья И.Н. Эконометрика. / И.Н. Нименья– Спб.: Издательский Дом «Нева», 2003 – 224с.]
63. Нисон С. Японские свечи: графический анализ финансовых рынков. / С. нисон. - М.: Издательство «Диаграмма», 1998. — 336 с.
64. Перепелица В.А. Математические модели и методы оценки рисков экономических, социальных и аграрных процессов: монография / В.А. Перепелица, Е.В. Попова. – Ростов н/Д.: Изд-во Рост. ун-та, 2002. – 208 с.
65. Перепелица В.А. Математическое моделирование экономических и социально-экологических рисков: монография / В.А. Перепелица, Е.В. Попова. – Ростов н/Д.: Изд-во Рост. ун-та, 2001. – 126 с.
66. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков. Применение теории хаоса в инвестициях и экономике / Э. Петерс. – М.: Интернет-трейдинг, 2004. – 304 с.
67. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка. – М.: Мир, 2000. – 333 с.
68. Поляков В.В. Мировой рынок: вопросы прогнозирования / В.В. Поляков. – М.: КНОРУС, 2004. – 240 с.
69. Пригожин И. От существующего к возникающему: Время и сложность в физических науках / И. Пригожин. – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1985. – 327с.
70. Рынок ценных бумаг и его финансовые институты: учеб. пособие / Под ред. В.С. Торкановского. – СПб.: АО «Комплект», 1994. – 421 с.

71. Сергеева Л.Н. Нелинейная экономика: модели и методы: монография / Л.Н. Сергеева. – Запорожье: Полиграф, 2003. – 218 с.
72. Сорнетте Д. Как предсказывать крахи финансовых рынков: критические события в комплексных финансовых системах / Д. Сорнетте. – М.: Интернет-трейдинг, 2003. – 400 с.
73. Срагович В.Г. Теория адаптивных систем / В.Г. Срагович. – М.: Наука, 1976. – 320 с.
74. Суржко А.В. О развитии рынка ценных бумаг в России / А.В. Суржко // Финансы и кредит. – 2005. – №14(82). – С. 55-57.
75. Твардовский В. В. Секреты биржевой торговли: торговля акциями на фондовых биржах / В.В. Твардовский, С.В. Паршиков. – М.: Альпина Бизнес-Букс, 2004. – 368 с.
76. Тебугева Ф.Б. Сравнительный фрактальный анализ экономических временных рядов с долговременной памятью / Ф.Б. Тебугева, Н.Ф. Овчаренко, С.С. Беляков // Математическое моделирование в образовании, науке и производстве: Материалы VI Междунар. конф. – Тирасполь: РИО ПГУ, 2005. – С. 105-109.
77. Терентьев Д.В. Прогнозирование цены активов российского фондового рынка с помощью графического анализа линий тренда / Д.В. Терентьев // Экономический анализ: теория и практика. – 2006. – №6(63). – С. 55-64.
78. Томпсон Дж.М.Т. Неустойчивости и катастрофы в науке и технике. – М.: Мир, 1985. – 254 с.
79. Тюрин Ю.Н. Статистический анализ данных на компьютере / Ю.Н. Тюрин. А.А. Макаров. - М.: ИНФА-М, 1998. – 528 с.
80. Уотшем Т.Дж. Количественные методы в финансах: учеб. пособие для вузов / Т. Дж. Уотшем, К. Паррамоу. – М.: Финансы, ЮНИТИ, 1999. – 527 с.
81. Филатов Д.А. Прогнозирование финансовых крахов на основе моделирования степенного ускорения роста цены актива / Д.А. Филатов //

- Эконометрическое прогнозирование: модели и методы-2007; Материалы Международной научно-практической конференции 2007г.: – с. 242-248.
82. Филатов Д.А. Являются ли финансовые рынки мультифрактальными? / Актуальные проблемы менеджмента, маркетинга и информационных технологий: Сб. науч.тр. Вып.5 – Воронеж: АОНО «институт Менеджмента, маркетинга финансов», 2004: - с. 183-187.
83. Финансовая математика: Математическое моделирование финансовых операций: учеб. / Под ред. В.А. Половникова и А.И. Пилипенко. – М.: Вузовский учебник, 2004. – 360 с.
84. Хаертфельдер М. Фундаментальный и технический анализ рынка ценных бумаг / М. Хаертфельдер, Е. Лозовская, Е. Хануш. – СПб.: Питер, 2005. – 352 с.
85. Хакен Г. Синергетика / Г. Хакен. – М.: Мир, 1980. – 403с.
86. Хакен Г. Синергетика. Иерархия неустойчивости в самоорганизующихся системах и устройствах: Пер. с англ. – М.: Мир, 1985. – 423 с.
87. Хорн Дж. К. Ван. Основы управления финансами / Дж. К. Ван. – М.: Финансы и статистика, 2000. – 800 с.
88. Шарп У. Инвестиции / У. Шарп, Г. Александер, Дж. Бейли. – М.: ИНФРА-М, 2006. – XII, 1028 с.
89. Швагер Дж. Технический анализ. Полный курс / Дж. Швагер. – М.: Альпина Паблишер, 2001. – 768 с.
90. Ширяев А.Н. Основы стохастической финансовой математики. Том I: Факты. Модели / А.Н. Ширяев. - М., ФАЗИС, 1998
91. Шоломицкий А.Г. Теория риска. Выбор при неопределенности и моделирование риска: учеб. / А.Г. Шоломицкий; Гос. ун-т – Высшая школа экономики. – М.: ГУ ВШЭ, 2005. – 400 с.
92. Шредер М. Фракталы, хаос, степенные законы / М. Шредер. – М: Регулярная и хаотическая динамика, 2001. – 528 с.
93. Шустер Г. Детерминированный хаос: Введение / Г. Шустер. – М.: Мир, 1988. – 240 с.

94. Эконометрика : учеб. / Под ред. И.И. Елисеевой. – М.: Финансы и статистика, 2005. – 576 с.
95. Якимкин В.Н. Рынок Форекс – Вам путь к успеху. Изд. 3-е. доп. - / В.Н. Якимкин. – М.: Якимкина, 2002. – 272 с.
96. Яновский Л.П. Принципы, методология и научное обоснование прогнозов урожая по технологии «ЗОНТ»: монография / Л.П. Яновский. – Воронеж: Воронеж. гос. аграр. ун-т, 2000. – 376 с.
97. Яновский Л.П. Анализ состояния финансовых рынков на основе методов нелинейной динамики / Л.П. Яновский, Д.А. Филатов // Научно-практический и аналитический журнал: «Экономический анализ, теория и практика». №17(50) – 2005 сентябрь, с.5-16.
98. Яновский Л.П. Анализ состояния финансовых рынков на основе методов нелинейной динамики / Л.П. Яновский, Д.А. Филатов // Научно-практический и аналитический журнал: «Финансы и кредит» № 32 (200) – 2005 ноябрь,
99. Яновский Л.П. Влияние фундаментальных данных и показателя настроения рынка на число участников рынка / Л.П. Яновский, Д.А. Филатов // Эконометрическое прогнозирование: модели и методы-2006; Материалы Международной научно-практической конференции 30-31 марта 2006г: – с.55-59.
100. Яновский Л.П. Исследование функции плотности вероятности доходностей рынка с использованием модели Изинга / Л.П. Яновский, Д.А. Филатов // Актуальные проблемы менеджмента, маркетинга и информационных технологий: Сб. науч. Тр. Вып 6.- Воронеж: АОНО «Институт менеджмента, маркетинга и финансов», 2005: - с. 235-239.
101. Яновский Л.П. Мультифрактальность фондовых и валютных рынков и финансовые «пузыри» Системное моделирование социально-экономических процессов / Л.П. Яновский, Д.А. Филатов // Тезисы докладов и сообщений 27-ой международной научной школы-семинара. Орел 10-13 октября 2004 г. – М.: ЦЭМИ РАН, 2005: - с.205-209.

102. Яновский Л.П. О некоторых новых индикаторах - осцилляторах технического анализа финансовых временных рядов / Л.П. Яновский, Д.А. Филатов // Математические и инструментальные методы экономики: Сб. научных трудов. Вып. 1. /Под ред. д.т.н., проф. Матвеева М.Г. – Воронеж: 2004: - с.36-43.
103. Яновский Л.П. О некоторых новых индикаторах-осцилляторах технического анализа финансовых временных рядов / Л.П. Яновский, С.Н. Деметьев, Д.А. Филатов // Сборник научных трудов VII Международного симпозиума «Математическое моделирование и компьютерные технологии»: Кисловодск: Кисловодский институт экономики и права, 2005 – с.9-12.
104. Яновский Л.П. О применении теории хаоса к исследованию динамики финансовых крахов / Л.П. Яновский, Д.А. Филатов // Математические и инструментальные методы экономики: Сб. научных трудов. Вып. 1. /Под ред. д.т.н., проф. Матвеева М.Г. – Воронеж: 2004: -с 43-51.
105. Яновский Л.П. О соотношении случайного и детерминированного хаоса на российском валютном рынке / Л.П. Яновский, Д.А. Филатов // Актуальные проблемы планирования и прогнозирования. (Посвящается 100-летию со дня рождения Н.А. Вознесенского). Ч.3: Методы математического и компьютерного планирования и прогнозирования в экономике. Материалы международной научно-методической конференции. 10-13 декабря 2003 г. - Орел: ОГУ, 2004: - с. 132-137.
106. Яновский Л.П. Оценка степени детерминированности временных рядов валют и курсов акций на российском финансовом рынке / Л.П. Яновский, Д.А. Филатов // Экономическое прогнозирование: модели и методы 2004 г.. Материалы Всероссийской научно-практической конференции. 18-19 марта 2004 г. 2 часть. Под редакцией В.В. Давниса – Воронеж: ВГУ, 2004: -с.228-232.
107. Яновский Л.П. Применение нелинейной статистической модели Веге-Изинга для моделирования состояния финансовых рынков / Л.П. Янов-

- ский, Д.А. Филатов // Эконометрическое прогнозирование: модели и методы-2005; Материалы Международной научно-практической конференции 29-30 апреля 2005г; в 2-х ч.-Воронеж: ВГУ Ч.2 –с.344-347.
108. Янукян М.Г. Современные тенденции развития международного рынка ценных бумаг / М.Г. Янукян // Финансы и кредит. – 2005. – №5(173). – С. 52-57.
109. Baillie R.T. Fractionally Integrate GARCH / R.T. Baillie, T. Bollerslev, H.-O Mikkelsen // Journal of Econometrics. 1996. V. 74. №1.
110. Black F. The Pricing of Options and Corporate Liabilities / F. Black, M. Scholes // Journal of Political Economy. – 1973. – Vol. 81 – Pp. 637-654.
111. Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity / T. Bollerslev // Journal of Econometrics. – 1986. – №31. – Pp. 307-327.
112. Brock W.A. *Nonlinear Dynamics, Chaos and Instability* / W.A. Brock, D. Hsieh, MIT Press, 1991.
113. Brown R.G. The Fundamental Theorem of Exponential Smoothing / R.G. Brown, R.F. Meyer // Operation Research, 1961. – Vol. 5, № 5.
114. Callan E. A Theory of Social Imitation / E. Callan, D. Shapiro // Physics Today. 27, 1974.
115. Cambell J. Y. and other. The Econometric of Financial Markets / J. Y. Cambell. – New Jersey: Princeton. University, 1997.
116. Cootner P. The Random Character of stock Market Prices. Cambridge: MIT Press, 1964 b.
117. Cowles A. Can Stock Market Forecasters Forecast? / A. Cowles // Econometrica. –1933. – Vol. 1, №3. – Pp. 309-324.
118. Dacorogna M.M., Muller U.A. Moment Condition for the HAR(1) Models. Preprint. Zurich: “Olsen & Associates”, May 30, 1995.
119. Devaney R.L. An Introduction to Chaotic Dynamical Systems / R.L. Devaney. – Redwood City.: Addison-Wisley Publishing Company, 1989.

120. Engle R. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation / R. Engle // *Econometrica*. – 1982. – № 50. – Pp. 987-1007.
121. Engle R. Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The “ARCH-M Model”/ R. Engle, D. Lilien, R. Robins // *Econometrica*. – 1987. – № 55.
122. Engle R. Modelling the Persistence of Conditional Variances / R. Engle, T. Bollerslev // *Econometric Reviews*. – 1986. – № 5.
123. Fama, E.F and Roll, R. Some properties of symmetric Stable Distributions // *Journal of the American Statistical Association* 63, 1968.
124. Fisher I. The Theory of Interest: As Determined by Impatience to Spend Income and Opportunity to Invest it / I. Fisher. – N.Y.: MacMillan, 1930. – 566 p.
125. Hentshell H.G.E., Procaccia I. Fractal nature of turbulence as manifested in turbulent diffusion. // *Phys. Rev.* 1983. V. A27. P. 1266-1269.
126. Hilborn R. C. Chaos and Nonlinear Dynamics / R.C. Hilborn. – NY.: Oxford University Press, 2000.
127. Hurst H. E. Long-term Storage of Reservoirs / H.E. Hurst // *Transactions of the American Society of Civil Engineers*. 116, 1951.
128. Kendeall M.G. The analysis of economic time-series. Part I. Prices // *Journal of the Royal Statistical Society*. 1953. V. 96. P.11-25.
129. LeBaron B. A Fast Algorithm for the BDS Statistic // *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*. ЯНВАРЬ 1997. Vol. 2. No. 2. P. 53-59.
130. Mandelbrot B. The Variation of Certain Speculative Prices / B. Mandelbrot. – Cambridge: MIT Press, 1964.
131. Markowitz H.M. Portfolio Selection / H.M. Markowitz // *Journal of Finance*. – 1952.– Vol. 7, №1. – Pp. 77-91.
132. Markowitz H.M. Mean-variance Analysis in Portfolio Choice and Capital Market / H.M. Markowitz. – Oxford; N.Y.: Blackwell, 1987. – 387 p.

133. Markowitz H.M. Portfolio Selection. Efficient Diversification of Investments / H.M. Markowitz. – Oxford; N.Y.: Blackwell, 1991. – 384 p.
134. Mossin J. Equilibrium in a Capital Asset Markets / J. Mossin // *Econometrica*. October 1966. – Pp. 768-783.
135. Nelson D.B. Conditional Heteroscedasticity in Asset Returns / D.B. Nelson // *Econometrica*. – 1991. – V. 59. – Pp. 347-370.
136. Osborn M. Brownian Motion in the Stock Market / M. Osborn // *The concepts, Cognition*. 9, 1981.
137. Pindyck R.S. Econometric Models and Economic Forecasts / R.S. Pindyck, D.L. Rubinfeld. – McGraw-Hill, Inc. 1999.
138. Ragnar F. Editorial // *Econometrica*, 1:1, January 1933, p.2.
139. Roberts H.V. Stock-market «patterns» and financial analysis: Methodological suggestions // *Journal of Finance*. 1959. V. 14. P. 1-10.
140. Roll R. A Critique of Asset Pricing Theory's Tests / R. Roll // *Journal of Finance and Economics*. March 1977. – Pp. 129-176.
141. Ross S. A. The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing / S.A. Ross // *Journal of Economy Theory*. – 1976. – Vol. 13, №3. – Pp. 343-362.
142. Ross Sh.M. An Elementary Introduction to Mathematical Finance: Options and Other Topics / Sh. M. Ross. – Cambridge University Press, 2003. – 253 p.
143. Ruelle D., Takens F. On the nature of turbulence. *Comm. Math. Phys.* 20, 167 (1971).
144. Samuelson P.A. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly // *Industrial Management Review*, v.6, - 1965
145. Shanken J. On the Estimation of Beta-pricing Models / J. Shanken // *Review Financial Studies* . – 1992. – Vol. 5, №1. – Pp. 1-33.
146. Sharpe W.F. A Simplified Model for Portfolio Analysis / W.F. Sharpe // *Management Science*. – 1963. – Vol. 9, №2. – Pp. 277-293.
147. Sharpe W.F. Capital Asset Price: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk / W.F. Sharpe // *Journal of Finance* – 1964. – Vol. 19, №3. – Pp. 425-442.

148. Shephard N. Statistical Aspects of ARCH and Stochastic Volatility / N. Shephard. – In Time Series Models in Econometrics, Finance and Other Fields. L.: Chapman&Hall, 1996. – Pp. 1-67.
149. Sornette D., Johansen A., an Bouchaud, J. –P (1996). Stock market crashes, precursors and replicas, Journal de Pfysique I, France 6, 167-175.
150. Sterge A.J. On the Distribution of Financial Futures Price Changes / A.J. Sterge // Financial Analysts Journal. May/June 1989.
151. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence. In: Dynamical Systems and Turbulence. Lecture Notes in Mathematics, edited by D.A.Rand L.S.Young. Heidelberg: Springer-Verlag, 366-381 (1981).
152. Tobin J. Liquidity Preferences as a Behavior Toward Risk / J. Tobin // Review Economic Studies. – 1958. – Vol. 25, №6. – Pp. 65-68.
153. Tobin J. The Theory of Portfolio Selection / J. Tobin // Theory of Interest Rates / Ed. by F.H. Hahn, F.P.R. Brechling. – London: MacMillan, 1965. – Pp. 3-51.
154. Turner A.L. An Analysis of Stock Market Volatility / A.L. Turner, E.J. Weigel // Russel Research Commentaries, Frank Russel Company, Tacoma, WA, 1990.
155. Vaga T. The Coherent Market Hypothesis / T. Vaga // Financial Analysts Journal. – December/January, 1991.
156. Weidlich W. The Stattistical Description of Polarization Phenomena is Society, British Journal of Math. Statist. Psychology 24, 1971. Pp. 251-266.

**ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ВЫЧИСЛЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ
МОДЕЛИ КОГЕРЕНТНОГО РЫНКА**

$$h := 0.02$$

$$k := 2.1$$

$$N := 220$$

$$\text{sh}(q) := \sinh(k \cdot q + h)$$

$$\text{ch}(q) := \cosh(k \cdot q + h)$$

$$K(q) := \text{sh}(q) - 2 \cdot q \cdot \text{ch}(q)$$

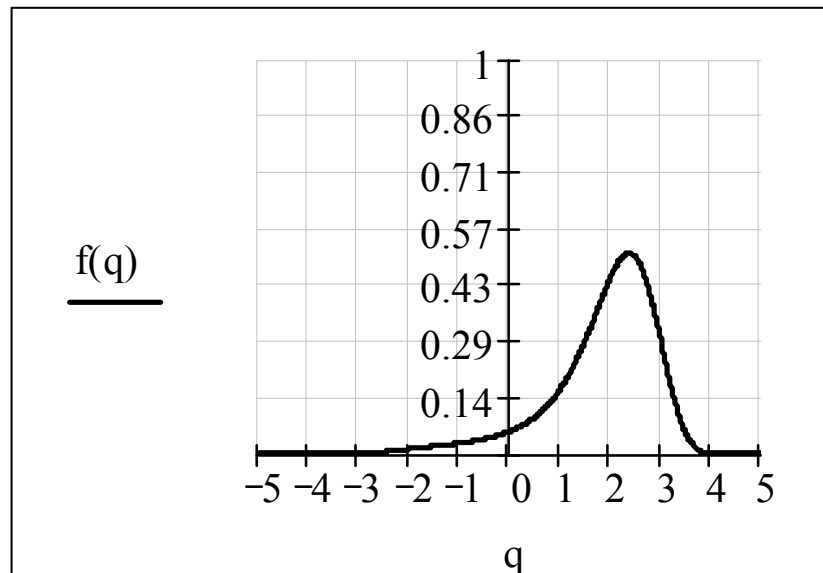
$$Q(q) := \frac{1}{N} \cdot (\text{ch}(q) - 2 \cdot q \cdot \text{sh}(q))$$

$$g(q) := \int_{-\frac{1}{2}}^q \frac{K(y)}{Q(y)} dy$$

$$f1(q) := Q(q) \cdot e^{2 \cdot g(q)}$$

$$a := \int_{-5}^5 f2(q) dq$$

$$f(q) := \frac{f2(q)}{a}$$



```

hurst := ■
k := hurst + 1.3  h := -0.02,-0.015.. 0.02
k = ■    N := ■
g1 := ■
g2 := ■
g3 := ■
g4 := ■
g5 := ■
g6 := ■
G := g1 + g2 + g3 + g4 + g5 + g6
G = ■    ORIGIN:= 1

```

$$\begin{aligned}
 \text{funN(N)} := & \left(\begin{array}{c} M \leftarrow \begin{pmatrix} |g1 - f(-4.11, -0.02, N)| & |g1 - f(-4.11, -0.015, N)| & |g1 - f(-4.11, -0.01, N)| & |g1 - f(-4.11, -0.005, N)| & |g1 - f(-4.11, 0, N)| & |g1 - f(-4.11, 0.005, N)| & |g1 - f(-4.11, 0.01, N)| & |g1 - f(-4.11, 0.015, N)| & |g1 - f(-4.11, 0.02, N)| \\ |g2 - f(-2.47, -0.02, N)| & |g2 - f(-2.47, -0.015, N)| & |g2 - f(-2.47, -0.01, N)| & |g2 - f(-2.47, -0.005, N)| & |g2 - f(-2.47, 0, N)| & |g2 - f(-2.47, 0.005, N)| & |g2 - f(-2.47, 0.01, N)| & |g2 - f(-2.47, 0.015, N)| & |g2 - f(-2.47, 0.02, N)| \\ |g3 - f(-0.83, -0.02, N)| & |g3 - f(-0.83, -0.015, N)| & |g3 - f(-0.83, -0.01, N)| & |g3 - f(-0.83, -0.005, N)| & |g3 - f(-0.83, 0, N)| & |g3 - f(-0.83, 0.005, N)| & |g3 - f(-0.83, 0.01, N)| & |g3 - f(-0.83, 0.015, N)| & |g3 - f(-0.83, 0.02, N)| \\ |g4 - f(0.83, -0.02, N)| & |g4 - f(0.83, -0.015, N)| & |g4 - f(0.83, -0.01, N)| & |g4 - f(0.83, -0.005, N)| & |g4 - f(0.83, 0, N)| & |g4 - f(0.83, 0.005, N)| & |g4 - f(0.83, 0.01, N)| & |g4 - f(0.83, 0.015, N)| & |g4 - f(0.83, 0.02, N)| \\ |g5 - f(2.47, -0.02, N)| & |g5 - f(2.47, -0.015, N)| & |g5 - f(2.47, -0.01, N)| & |g5 - f(2.47, -0.005, N)| & |g5 - f(2.47, 0, N)| & |g5 - f(2.47, 0.005, N)| & |g5 - f(2.47, 0.01, N)| & |g5 - f(2.47, 0.015, N)| & |g5 - f(2.47, 0.02, N)| \\ |g6 - f(4.11, -0.02, N)| & |g6 - f(4.11, -0.015, N)| & |g6 - f(4.11, -0.01, N)| & |g6 - f(4.11, -0.005, N)| & |g6 - f(4.11, 0, N)| & |g6 - f(4.11, 0.005, N)| & |g6 - f(4.11, 0.01, N)| & |g6 - f(4.11, 0.015, N)| & |g6 - f(4.11, 0.02, N)| \end{pmatrix} \\ S1 \leftarrow M_{1,1} + M_{2,1} + M_{3,1} + M_{4,1} + M_{5,1} + M_{6,1} \\ S2 \leftarrow M_{1,2} + M_{2,2} + M_{3,2} + M_{4,2} + M_{5,2} + M_{6,2} \\ S3 \leftarrow M_{1,3} + M_{2,3} + M_{3,3} + M_{4,3} + M_{5,3} + M_{6,3} \\ S4 \leftarrow M_{1,4} + M_{2,4} + M_{3,4} + M_{4,4} + M_{5,4} + M_{6,4} \\ S5 \leftarrow M_{1,5} + M_{2,5} + M_{3,5} + M_{4,5} + M_{5,5} + M_{6,5} \\ S6 \leftarrow M_{1,6} + M_{2,6} + M_{3,6} + M_{4,6} + M_{5,6} + M_{6,6} \\ S7 \leftarrow M_{1,7} + M_{2,7} + M_{3,7} + M_{4,7} + M_{5,7} + M_{6,7} \\ S8 \leftarrow M_{1,8} + M_{2,8} + M_{3,8} + M_{4,8} + M_{5,8} + M_{6,8} \\ S9 \leftarrow M_{1,9} + M_{2,9} + M_{3,9} + M_{4,9} + M_{5,9} + M_{6,9} \\ S \leftarrow \begin{pmatrix} -0.02 & -0.015 & -0.01 & -0.005 & 0 & 0.005 & 0.01 & 0.015 & 0.02 \\ S1 & S2 & S3 & S4 & S5 & S6 & S7 & S8 & S9 \end{pmatrix} \end{array} \right)
 \end{aligned}$$

```

funN(200) = ■

```

```

funN(210) = ■

```

```

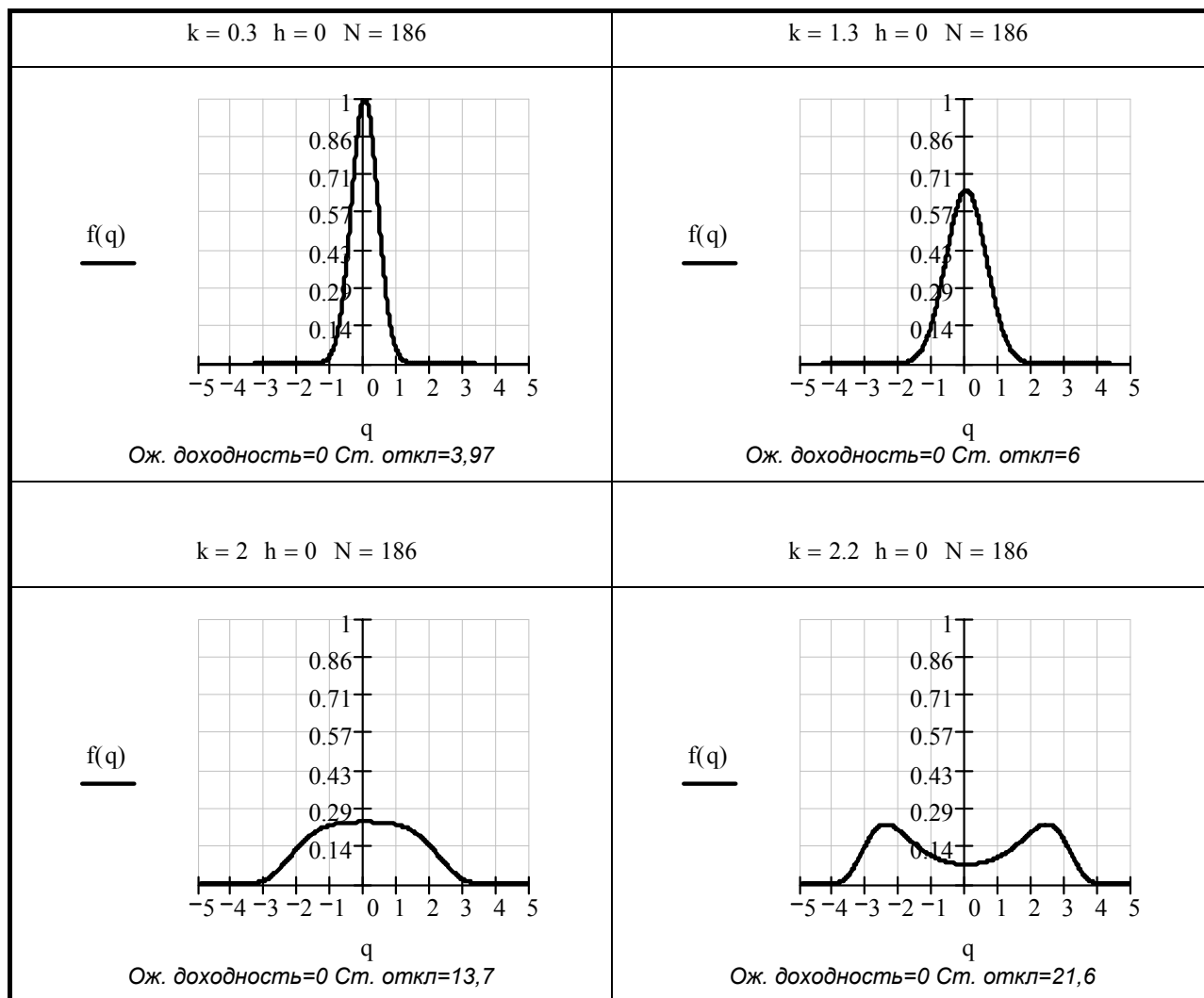
funN(220) = ■
funN(N) := M ← (
  |g1-f(-4.11-0.02N)| |g1-f(-4.11-0.015N)| |g1-f(-4.11-0.01N)| |g1-f(-4.11-0.005N)| |g1-f(-4.110,N)| |g1-f(-4.110.005N)| |g1-f(-4.110.01N)| |g1-f(-4.110.015N)| |g1-f(-4.110.02N)| \
  |g2-f(-2.47-0.02N)| |g2-f(-2.47-0.015N)| |g2-f(-2.47-0.01N)| |g2-f(-2.47-0.005N)| |g2-f(-2.470,N)| |g2-f(-2.470.005N)| |g2-f(-2.470.01N)| |g2-f(-2.470.015N)| |g2-f(-2.470.02N)| \
  |g3-f(-0.83-0.02N)| |g3-f(-0.83-0.015N)| |g3-f(-0.83-0.01N)| |g3-f(-0.83-0.005N)| |g3-f(-0.830,N)| |g3-f(-0.830.005N)| |g3-f(-0.830.01N)| |g3-f(-0.830.015N)| |g3-f(-0.830.02N)| \
  |g4-f(0.83-0.02N)| |g4-f(0.83-0.015N)| |g4-f(0.83-0.01N)| |g4-f(0.83-0.005N)| |g4-f(0.830,N)| |g4-f(0.830.005N)| |g4-f(0.830.01N)| |g4-f(0.830.015N)| |g4-f(0.830.02N)| \
  |g5-f(2.47-0.02N)| |g5-f(2.47-0.015N)| |g5-f(2.47-0.01N)| |g5-f(2.47-0.005N)| |g5-f(2.470,N)| |g5-f(2.470.005N)| |g5-f(2.470.01N)| |g5-f(2.470.015N)| |g5-f(2.470.02N)| \
  |g6-f(4.11-0.02N)| |g6-f(4.11-0.015N)| |g6-f(4.11-0.01N)| |g6-f(4.11-0.005N)| |g6-f(4.110,N)| |g6-f(4.110.005N)| |g6-f(4.110.01N)| |g6-f(4.110.015N)| |g6-f(4.110.02N)| \
  S1←M1,1+M2,1+M3,1+M4,1+M5,1+M6,1
  S2←M1,2+M2,2+M3,2+M4,2+M5,2+M6,2
  S3←M1,3+M2,3+M3,3+M4,3+M5,3+M6,3
  S4←M1,4+M2,4+M3,4+M4,4+M5,4+M6,4
  S5←M1,5+M2,5+M3,5+M4,5+M5,5+M6,5
  S6←M1,6+M2,6+M3,6+M4,6+M5,6+M6,6
  S7←M1,7+M2,7+M3,7+M4,7+M5,7+M6,7
  S8←M1,8+M2,8+M3,8+M4,8+M5,8+M6,8
  S9←M1,9+M2,9+M3,9+M4,9+M5,9+M6,9
  MinS←min(S1,S2,S3,S4,S5,S6,S7,S8,S9)
)
StN1 := funN(■)

```

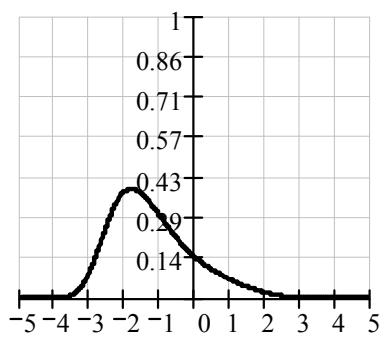
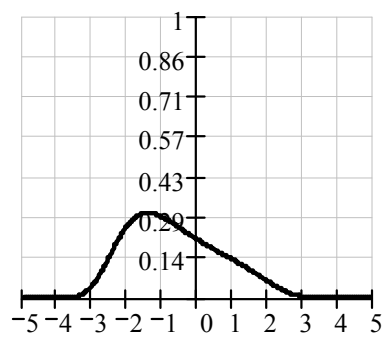
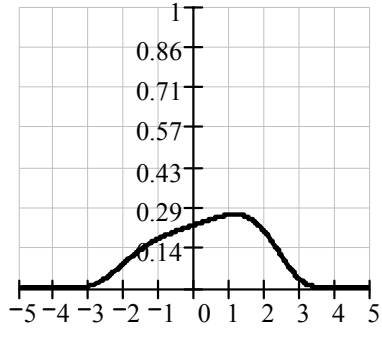
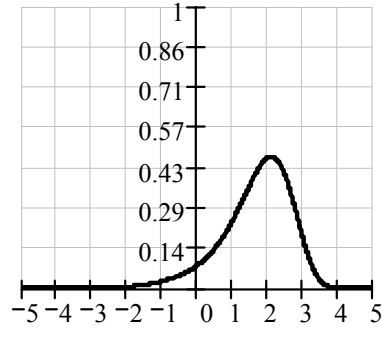
Приложение 2

ВЛИЯНИЕ ИЗМЕНЕНИЙ УПРАВЛЯЮЩИХ ПАРАМЕТРОВ НА ВИД ФУНКЦИИ ПЛОТНОСТИ ВЕРОЯТНОСТИ

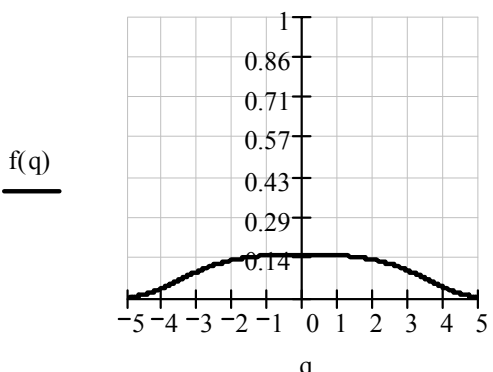
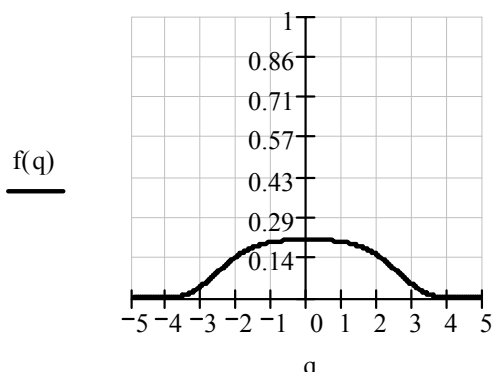
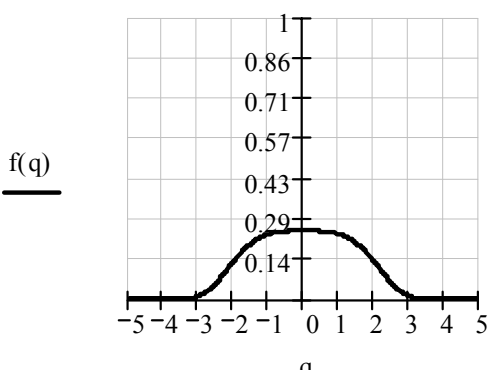
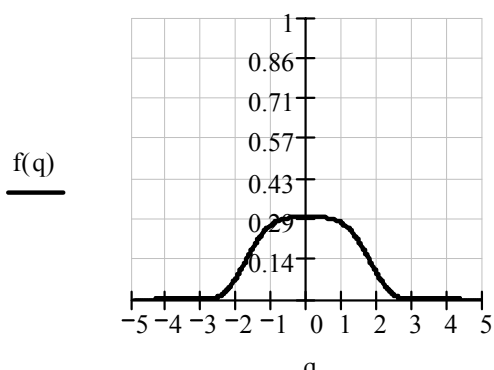
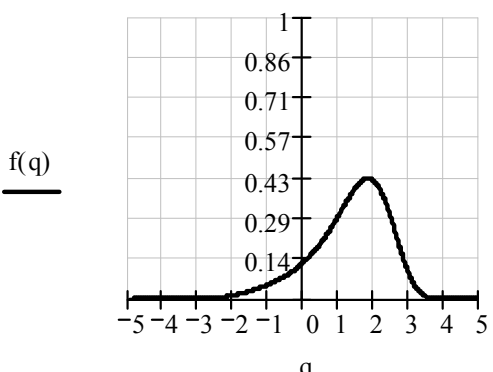
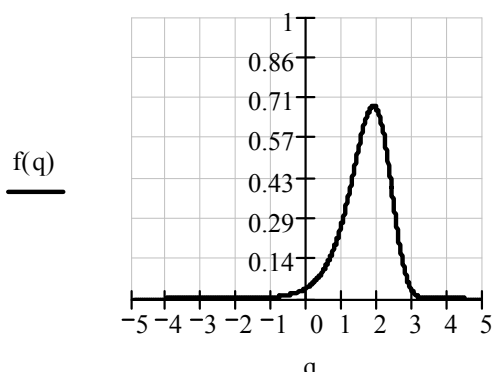
Влияние показателя поведения толпы k на фазовые переходы



Влияние фундаментального смещения h

<p>$h = -0.02 \quad k = 2 \quad N = 186$</p> <div> <p>$f(q)$</p>  <p>q</p> <p>Ож. доходность=-12,5 Ст. откл=11,5</p> </div>	<p>$h = -0.01 \quad k = 2 \quad N = 186$</p> <div> <p>$f(q)$</p>  <p>q</p> <p>Ож. доходность=-6,8 Ст. откл=13</p> </div>
<p>$h = 0.005 \quad k = 2 \quad N = 186$</p> <div> <p>$f(q)$</p>  <p>q</p> <p>Ож. доходность=3,49 Ст. откл=13,6</p> </div>	<p>$h = 0.03 \quad k = 2 \quad N = 186$</p> <div> <p>$f(q)$</p>  <p>q</p> <p>Ож. доходность=16,7 Ст. откл=9,8</p> </div>

Влияние числа участников рынка N

<p>$N = 20 \quad h = 0 \quad k = 2$</p>  <p>Ож. доходность=0 Ст. откл=21</p>	<p>$N = 100 \quad h = 0 \quad k = 2$</p>  <p>Ож. доходность=0 Ст. откл=15,7</p>
<p>$N = 220 \quad h = 0 \quad k = 2$</p>  <p>Ож. доходность=0 Ст. откл=13,6</p>	<p>$N = 500 \quad h = 0 \quad k = 2$</p>  <p>Ож. доходность=0 Ст. откл=11</p>
<p>$N = 220 \quad h = 0.02 \quad k = 2$</p>  <p>Ож. доходность=13,3 Ст. откл=10,6</p>	<p>$N = 500 \quad h = 0.02 \quad k = 2$</p>  <p>Ож. доходность=16,5 Ст. откл=6,5</p>



Исх. № 24 от 26.03.2007

**Справка о внедрении
методики подсчета степени прогнозируемости котировок
фондового рынка,
разработанной Филатовым Д.А.**

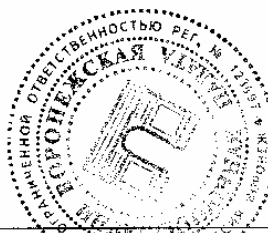
Методики подсчета степени прогнозируемости котировок фондового рынка, предложенная Филатовым Д.А., применяется в ООО «Воронежская инвестиционная палата» с марта 2005 года.

С помощью системы обработки данных ежемесячно проводится оценка акций российских эмитентов, обращающихся в Российской Торговой Системе. Применение методики включает несколько этапов: 1. На основе подсчета величины детерминированной компоненты в структуре финансовых рядов выбираются те акции, в которых доля этой компоненты превышает критическое значение; 2. К выбранным ценным бумагам применяются долгосрочные системы торговли, основанные на следовании за трендом; 3. Если величина детерминированной компоненты финансового актива становится слишком велика (превышает 75%), то возможно полное либо частичное закрытие позиций по акциям эмитента, так как инвестирование в акции данной компании может отражать высокую степень риска, присущую финансовым «пузырям».

Экономическая эффективность, проводимых на основе методических разработок и торговых систем Филатова Д.А. составила 69 % годовых, что является хорошим показателем для рискованного российского бизнеса.

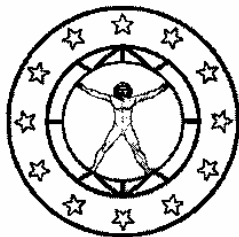
Директор по развитию
ООО «Воронежская инвестиционная палата»

Берколайко М.З.



Подпись Берколайко М.З.
закрыто.
Л. Духовалов Гудина С.В.

REPLIGON LTD



КОМПЛЕКС «РЕПЛИГОН»

394062, Воронеж, пер. Шевцовой, д. 5
телефон/факс (0732) 70-10-70, (0734) 37-41-24

от 08.12.2006 № 01/1-217

**Справка о внедрении методики распознавания фазы рынка,
разработанной Филатовым Д.А.**

ООО «Комплекс «Реплигон» использует предложенную Филатовым Д.А. стратегию торговли, основанную на распознавании текущей фазы рынка применительно к оценкам котировок акций и индексов американского фондового рынка, в частности, к торговле индексом S&P500 с августа 2005. Данная стратегия внедрена в качестве составляющей в общую стратегию работы компании на фондовых рынках и получила признание со стороны наших трейдеров и аналитиков.

За период применения данной стратегии с августа 2005 по декабрь 2006 операции по покупке/продаже индекса S&P500 позволили достичь среднего уровня доходности в размере 14% годовых, что является хорошим результатом по сравнению с длительным владением для индексного фонда S&P500, среднегодовая доходность которого за этот период достигла 9% годовых. Для нас особенно ценным является то, что система торговли, основанная на разработке Филатова Д.А., позволила избежать высокорискованных волатильных периодов, при этом рыночные риски торговли были снижены более чем в 1,3 раза.

Практической особенностью методики распознавания фазы рынка, на основе которой строилась стратегия, явилась способность учитывать не только характер экономических условий, но и групповой настрой инвесторов, что дало возможность прогнозировать силу возможной реакции участников рынка на появление новых экономических данных. Выводы, полученные на основе данных прогноза, являются «фильтрами рискованности» сигналов от других торговых систем, в частности, систем технического анализа.

Генеральный директор



Горохов А.В./

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

об официальной регистрации программы для ЭВМ

№ 2006613304

**Расчет эффективности вложений и устойчивости нестандартного
инвестиционного проекта**

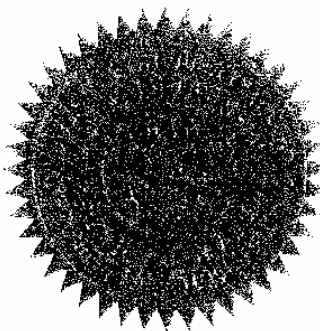
Правообладатель(ли): **Яновский Леонид Петрович (RU)**

Автор(ы): **Яновский Леонид Петрович, Яновская Милена
Леонидовна, Филатов Данила Александрович (RU)**

Заявка № 2006612502

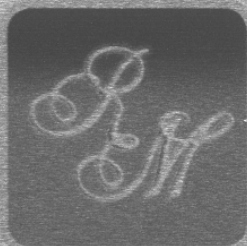
Дата поступления 19 июля 2006 г.

Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ
19 сентября 2006 г.



Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной
собственности, патентам и товарным знакам

Б.П. Симонов



ДИПЛОМ ПРЕМИИ МИХАИЛА РОГОВА
КОНКУРС РИСК-МЕНЕДЖМЕНТА
THE MIKHAIL ROGOV PRIZE DIPLOMA
RISK MANAGEMENT COMPETITION

ЛАУРЕАТ

*Данила Филатов,
Леонид Яновский
Воронеж,
Российская Федерация*

LAUREATE

*Danila Filatov,
Leonid Yanovsky
Voronezh,
Russian Federation*

Михаил Рогов

Mikhail Rogov

Москва

2007

Moscow