

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО
ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ
**ПЕРМСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ**

На правах рукописи

Кривоносова Екатерина Константиновна

**РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И АНАЛИЗА
КРЕДИТНЫХ И ИНВЕСТИЦИОННЫХ РИСКОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ
ФРАКТАЛЬНЫХ И МУЛЬТИФРАКТАЛЬНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК**

08.00.13 - Математические и инструментальные методы экономики

Диссертация
на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель:
доктор тех. наук, профессор,
заведующий кафедрой
«Прикладная математика»
В.П. Первадчук

Пермь – 2015

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	4
1. Современные подходы к анализу кредитных и инвестиционных рисков .	14
1.1.Подходы к анализу экономических систем в рамках оценки инвестиционных рисков	14
1.2.Общие принципы оценки кредитных рисков.....	27
1.3.Применение фрактального анализа к экономическим системам.....	30
1.3.1. Клеточный метод	32
1.3.2. R/S-анализ.....	32
1.3.3. Метод минимального покрытия временного ряда	34
1.4. Мультифрактальный анализ для оценки показателей экономических систем	35
1.4.1. Мультифрактальный флуктуационный анализ	35
1.4.2. Метод максимумов модулей вейвлет-преобразования.....	37
1.4.3. Мультифрактальный анализ с использованием показателя Гёльдера	38
1.5. Выводы по главе.....	40
2. Теоретическое обоснование применения анализа фрактальных и мультифрактальных свойств для исследования финансовых систем	42
2.1. Постановка задачи исследования.....	42
2.2. Предпосылки применения инструментов фрактального и мультифрактального анализа к исследованию показателей экономических систем.....	44
2.3. Особенности применения методик изучения свойств фрактальности к экономическим системам: основные понятия..	49
2.4. Особенности использования мультифрактальных характеристик для экономических систем: основные понятия	58
2.5. Описание выбранных для анализа показателей деятельности предприятий и котировок акций на фондовом рынке	64
2.6. Алгоритм фрактального анализа для исследования стабильности экономической системы.....	70
2.7. Методика определения мультифрактальных характеристик для идентификации критических точек экономической системы.....	72
2.8. Выводы по главе	76
3. Исследование динамики временных рядов финансовых показателей при помощи фрактальных характеристик	80

3.1.	Оценка и сравнение методов анализа фрактальных свойств экономических систем.....	80
3.2.	Верификация корректности применения фрактальной размерности на примере котировок акций Лукойл на ММВБ.....	86
3.3.	Исследование динамики показателей деятельности предприятий Приволжского федерального округа при помощи фрактальных характеристик.....	90
3.4.	Установление закономерности между фрактальной размерностью и общепринятыми характеристиками эффективности и устойчивости деятельности предприятия	97
3.5.	Выводы по главе	106
4.	Прогнозирование критических точек финансовых систем при помощи мультифрактальных характеристик	110
4.1.	Выбор параметров модели	110
4.2.	Верификация разработанного алгоритма оценки показателя Гёльдера	111
4.3.	Прогнозирование критических состояний системы при помощи разработанной методики оценки показателя Гёльдера	118
4.4.	Анализ пороговых значений приращений прогнозного показателя Гёльдера для выявления критических точек.....	126
4.5.	Выводы по главе	138
	Заключение	140
	Список литературы	149
	Приложения	162
	Приложение П.1. Акт внедрения результатов диссертационного исследования в Пермском отделении №6984 Западно-Уральского Банка ОАО «Сбербанк России»	163
	Приложение П.2. Сертификат ЗП-0400/14 об успешной реализации проекта в рамках программы Производственной Системы Сбербанка, направленного на повышение качества и сокращение сроков рассмотрения кредитных заявок в сегменте «Средний и крупный бизнес»	165
	Приложение П.3. Акт об использовании результатов кандидатской диссертации в учебном процессе.....	167

Введение

Развитие науки и прогресс в современном мире уже не может ограничиться углублением в одну конкретную отрасль, оно требует открытия новых диверсифицированных и универсальных методов, возникающих на стыке нескольких отраслей. Выявление общих черт между явлениями в самых разнообразных сферах жизни дает возможность найти новые инструменты для исследования, которые зачастую оказываются даже более информативными для описания объекта исследования, чем привычные классические методы.

В силу направленности данного исследования на анализ и прогнозирование показателей экономических объектов в рамках оценки кредитных и инвестиционных рисков будем оперировать следующими понятиями согласно приведенным определениям.

Под **экономической системой** будем понимать частный экономический объект, обладающий сложным системным характером, таким образом будем говорить о предприятии как об экономической системе. Подобные системы обладают большим количеством характеристик, для проведения исследования значимыми будем использовать показатели финансовой отчетности и котировки на фондовом рынке.

Стабильность предприятия - это способность сохранять определенные закономерности тенденций развития, параметров функционирования и нормальной рабочей волатильности показателей деятельности в условиях изменяющихся внешних факторов. Индикатор для оценки, разработанный в данном исследовании – фрактальная размерность.

Критическая точка – точка временного ряда показателей экономической системы, предшествующая смене тренда, резкому скачку либо обвалу показателей временного ряда, которые происходят в пределах временного периода в будущем, соответствующего размеру выбранного временного окна.

Индикатор для оценки, разработанный в данном исследовании – «прогнозный» показатель Гёльдера.

Прогнозирование на сегодняшний день является наиболее важной и актуальной проблемой в экономической сфере: финансовые рынки, инвестиционная и кредитная деятельность – эти отрасли нуждаются в качественной оценке рисков и в составлении корректных прогнозов. Классические подходы к анализу рисков финансового рынка и экономических единиц, такие как фундаментальный и технический анализ, зачастую подвергаются перекрестной критике и имеют ряд недостатков по сравнению друг с другом. Но есть и совершенно очевидный недостаток, замеченный основателем фрактальной геометрии Б. Мандельбротом: классические финансовые модели предсказывают, что резкие скачки или обвалы не должны происходить никогда. Портфельная теория, цель которой в максимизации отдачи для данного уровня риска, обращается с чрезвычайными ситуациями с некоторым пренебрежением: большие рыночные изменения признаны слишком маловероятными, чтобы они имели значение, поэтому их не стоит принимать во внимание. Однако, реальный финансовый рынок демонстрирует периодические «обвалы» и резкие скачки, он нелинеен и характер его поведения очень напоминает поведение стохастических систем.

Исследование, проведенное в данной диссертационной работе, нацелено на анализ степени стабильности отдельного предприятия, а также на прогнозирование критических событий (резких скачков, обвалов или точек смены тренда) котировок и индексов на финансовом рынке. Решение этих проблем представляет особый интерес для сферы кредитования и инвестирования, а применение методов фрактального и мультифрактального анализа дает новое понимание природы экономических процессов с точки зрения физических явлений и делает доступными многие инструменты, не применявшиеся ранее к исследованию экономических систем. Анализ стабильности предприятия с применением методов, основанных на свойстве

нелинейности систем, решает актуальную проблему точности прогноза стабильности и устойчивости предприятия при оценке кредитных и инвестиционных рисков. Определение критических точек отраслевых индексов дает возможность прогнозировать кризис в отдельной отрасли, что позволяет учитывать при анализе рисков не только стабильность предприятия, но и состояние всей отрасли. Инструмент прогнозирования критических точек, примененный для котировок акций на фондовом рынке, позволит инвесторам получить инструмент, обладающий свойствами прогнозирования точек скачка, падения либо смены тренда, которыми не обладают ни классические методы фундаментального и технического анализа, ни современные методы нейросетевого, статистического, спектрального и других методов анализа.

Проблема анализа стабильности предприятий как экономических систем обсуждалась в современных работах последователей фундаментального анализа – Ефимова М.В., Русяева Я.В.; технического анализа – Киселева М.В., Зайцева А.И., Володина С.Н.; статистического подхода – Юминой Е.В., вейвлет-анализа – Слинковой Н.В. Анализом стабильности предприятий при помощи инструментов фрактального анализа занимались Марков А.А., Увайсов С.У., Журавлева Ю.Н., Палий С.П.

Проблема прогнозирования критических событий экономических систем обсуждалась в современных работах сторонников статистического подхода – Балабан Е., Баяр А, Фафф Р.В., Силаевой В.А., Силаева А.М., Чонг Ви, Нанко Гонпот, Сокья Н., Сулейман Закария Сулейман Абдалла и Питера Винкера; нейросетевого анализа – К. Нигрена, М. Маджумдера, А. Хуссейна, Адебии А., Адебии М., Отокити С., Селянина В.Е.; спектрального и вейвлет-анализа – Ф. Массе, М.А. Арино, М. Педро, В. Видаковичем, А. Оссемом, Д. Кэмпбеллом, Ф. Мурта, С.А. Чижикова.

Прогнозированию при помощи методов фрактального и мультифрактального анализа были посвящены работы Т. Люкса, Т. Кайзоджи, Л. Кальве, А. Фишера, Ф. Шмидта, Д. Шерцера, С. Лавджой, Е. Грин, В.

Ханана, Д. Хоффмана, Ю.А. Куперина, Р.Р. Счастливецва, И.А. Агаева, М.В. Прудского, Янчушки З.И., Урицкой О.Ю., Белякова С.С., Комиссарова К.А., Марков А.А., А. Капецки, Н.В. Старченко, М.М. Дубовикова, А.В. Крянева, М. Маккинзи, М. Хорасанли, А.А. Гачкова, П. Нараносами, К. Сентамари, С. Суреш, Болатовой Л.Р., Узденова Р.Х., Р.Л. Коста, Г.Л. Васконселоса, С. Кумара, Н. Дэо, Лоса, А. Корнелиса, Р. Яламовой.

Однако проблема оценки степени стабильности предприятий с точки зрения методов фрактального анализа в научной среде проработана мало и нуждается в дополнительных исследованиях.

Проблема прогнозирования критических событий по котировкам акций на фондовом рынке также нуждается в дополнительных исследованиях. В связи с этим становится востребованным расширение области исследования в сторону применения наиболее подходящего для целей прогнозирования крахов и катастроф инструмента мультифрактального анализа.

Фрактальный и мультифрактальный подход позволяет выявить степень стабильности системы при помощи определения единого численного параметра для описания многоуровневых структур, какими являются, в частности, динамические экономические системы – фрактальной размерности. Установлено, что финансовый рынок до и после обвала подчиняется тем же закономерностям, что и фазовые переходы в физике и технических системах. При этом, поведение биржевых индексов вблизи "критической точки" напоминает кардиограмму или кривую сейсмографа.

Считается, что за короткое время рынок испытывает колебания, которые подчиняются статистической схеме "случайных блужданий": вероятность конкретного отклонения тем меньше, чем больше само отклонение. Такой ситуации соответствует универсальная "гауссова формула", описывающая сумму независимых слагаемых одинаковой природы, если их достаточно много.

Волатильность или усредненная амплитуда колебаний - является оценкой "стабильности" того или иного рыночного процесса.

Однако, рядом с критической точкой гауссов закон не соблюдается: колебания разной силы становятся равновероятными, а график оказывается фракталом, или "самоподобной кривой": он сам и любой его фрагмент статистически одинаковы, а волатильность перестает быть содержательной характеристикой. Для таких объектов фрактальная размерность является показателем сложности кривой.

Анализируя чередование участков с различной фрактальной размерностью и тем, как на систему воздействуют внешние и внутренние факторы, можно научиться предсказывать поведение системы. И что самое главное, диагностировать и предсказывать нестабильные состояния. Изучение природы этих скачков и степени стабильности экономических единиц имеет большое значение для понимания поведения финансовых показателей.

Объектом исследования являются экономические системы - предприятия и фондовые рынки.

Предметом исследования выступают методы и алгоритмы оценки стабильности предприятия и прогнозирования критических событий на фондовых рынках.

Целью данной работы является разработка алгоритма прогнозирования степени стабильности экономических систем, в частности конкретных предприятий и методики прогнозирования критических состояний экономических систем (отрасли) с использованием методов и инструментов фрактального и мультифрактального анализа. Для достижения данной цели были поставлены следующие задачи:

1. Анализ современных подходов к исследованию стабильности и прогнозированию критических состояний экономических систем;
2. Выявление целесообразности и теоретической обоснованности применения инструментов фрактального и мультифрактального анализа для исследования экономических систем;
3. Разработка алгоритма фрактального анализа для определения стабильности показателей экономических систем, верификация модели на данных фондового рынка и показателях деятельности предприятий и выявление связи индикатора стабильности экономической системы с общепринятыми показателями устойчивости и эффективности предприятия;
4. Определение критических значений индикатора оценки стабильности предприятия на основе разработанного показателя стабильности;
5. Разработка методики идентификации критических состояний экономической системы (отрасли) на основе инструментов мультифрактального анализа, определение предиктора, определение типов критических точек и верификация алгоритма на данных фондового рынка.

Научная новизна диссертационной работы заключается в следующем:

1. Впервые метод фрактального анализа применен к исследованию стабильности предприятия по финансовым показателям выручки. Примененный алгоритм позволил значительно сократить количество измерений, необходимых для проведения фрактального анализа, что позволило применить его к показателям финансовой отчетности предприятия. (П. 1.4 Паспорта специальности 08.00.13 ВАК РФ).

2. Впервые установлены критические значения индикатора стабильности функционирования предприятия на основе результатов фрактального анализа динамики выручки предприятий. Установлена взаимосвязь фрактальной размерности и общепринятых характеристик эффективности и устойчивости предприятия (тренда рентабельности и тренда коэффициента соотношения собственных и заемных средств) (П. 1.4 Паспорта специальности 08.00.13 ВАК РФ).

3. Разработана новая методика определения критических состояний экономической системы (котировок акций на фондовом рынке) на основе инструментов мультифрактального анализа, по сравнению с ранее предложенными методиками определения модифицированного показателя Гёльдера, данная методика полностью учитывает границы изменения показателя Гёльдера в соответствии с его определением (П. 1.8 Паспорта специальности 08.00.13 ВАК РФ).

4. Впервые в задачу прогнозирования критических состояний при помощи показателя Гёльдера введены верхний и нижний пороги нормального состояния для индикатора критического состояния системы – «прогнозного» показателя Гёльдера. Впервые в расчете критического значения показателя Гёльдера была учтена общая фрактальная размерность экономической системы. Впервые выявлена взаимосвязь между критической точкой и приращением «прогнозного» показателя Гёльдера, тем самым показано, что имеет значение не только высокий «прогнозный» показатель Гёльдера, но и его резкие скачки (П. 1.8 Паспорта специальности 08.00.13 ВАК РФ).

5. Разработан программный комплекс прогнозирования критических состояний экономической системы на основе

разработанной методики определения критических состояний экономической системы (П. 1.4 Паспорта специальности 08.00.13 ВАК РФ).

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Взаимосвязь фрактальной размерности временного ряда выручки предприятия и общепринятой характеристики стабильности предприятия (трендом рентабельности).
2. Критические значения индикатора стабильности функционирования предприятия на основе результатов фрактального анализа динамики выручки предприятий.
3. Методика определения критических состояний экономической системы (котировок акций на фондовом рынке) на основе инструментов мультифрактального анализа, полностью учитывающая границы изменения показателя Гёльдера в соответствии с его определением.
4. Введение верхнего и нижнего порогов нормального состояния для индикатора критического состояния системы – «прогнозного» показателя Гёльдера. Применение общей фрактальной размерности экономической системы в расчете критического значения показателя Гёльдера. Взаимосвязь между критической точкой и приращением «прогнозного» показателя Гёльдера.
5. Программный комплекс прогнозирования критических состояний экономической системы на основе разработанной методики определения критических состояний экономической системы.

Достоверность и обоснованность подходов и выводов подтверждена корректным теоретическим обоснованием приведенных утверждений. Все

результаты подтверждены исследованиями, проведенными на реальных данных фондовых рынков и финансовых показателях предприятий.

Теоретическая значимость диссертации обусловлена ее новизной и заключается в постановке и решении важной для науки проблемы прогнозирования временных рядов экономической природы, в развитии теоретического уровня современных исследований на стыке экономики, математического моделирования и фрактальной теории.

Практическая значимость работы заключается в том, что разработанная в данном диссертационном исследовании методика фрактального и мультифрактального анализа применяется как дополнительный инструмент при финансовом анализе кредитоспособности заемщика и составлении кредитного рейтинга заемщиков в кредитующем подразделении Пермского отделения №6984 ОАО «Сбербанк России». Применение данной методики позволило повысить уровень надежности полученных при анализе результатов (Приложение П1).

Также результаты диссертационного исследования были применены при реализации проекта в рамках программы Производственной Системы Сбербанка, направленного на сокращение сроков рассмотрения кредитных заявок в сегменте «Средний и крупный бизнес», руководителем проекта «Оптимизация сроков прохождения кредитной заявки в сегменте «средний и крупный бизнес» в Пермском отделении №6984» являлась Кривоносова Екатерина Константиновна. По результатам внедрения проекта получен сертификат ЗП-0400/14 (Приложение П2). Также результаты исследования применяются в учебном процессе (Приложение П3).

Основные результаты диссертационного исследования представлялись в виде докладов и получили положительную оценку на XI Международной научно-практической конференции «Современные инструментальные системы, информационные технологии и инновации» в г. Курск в 2013 г., на

Международном симпозиуме по визуализации, моделированию и методам измерений в г. Осака в 2014 г., Япония, на II Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных «Шаг в будущее: теоретические и прикладные исследования современной науки» в г. Санкт-Петербург, 2014, а также а XVII Международной научно-практической конференции «Современное состояние естественных и технических наук» в г. Москва, 2014., на научном семинаре кафедры «Прикладная математика» в 2014 году, на научном семинаре лаборатории конструктивных методов исследования динамических моделей в 2015 году, а также на научном семинаре кафедры «Прикладная математика» в 2015 году.

По теме диссертации опубликовано 10 работ объемом 3,37 п.л., из них 4 работы, отражающие основные результаты исследования, опубликованы в изданиях, входящих в список, определенный Высшей аттестационной комиссией при Министерстве образования и науки РФ.

1. Современные подходы к анализу кредитных и инвестиционных рисков

В первой главе приведены современные и наиболее популярные методы анализа экономических систем в рамках оценки кредитных и инвестиционных рисков, а также проанализированы подходы, используемые в современных исследованиях, в рамках фрактального и мультифрактального анализа для установления степени стабильности и выявления критических точек временного ряда анализируемой экономической системы.

1.1. Подходы к анализу экономических систем в рамках оценки инвестиционных рисков

1.1.1. Фундаментальный анализ

Широкое распространение в направлении прогнозирования стоимости компании и оценке фондового рынка получил фундаментальный анализ, начало которому было положено в 1934 году Бенджамин Грэм и Дэвид Доддом (Benjamin Graham and David Dodd). Сейчас он является активным инструментом инвесторов и аналитиков на финансовом рынке и доступен на специализированных сайтах (liteforex.ru, finam.ru и т.д.) для любого заинтересованного лица.

Фундаментальный анализ (Fundamental analysis) – это методы качественного и количественного анализа документов отчетности компании, направленные на определение реальной стоимости (intrinsic value) ее активов и предсказание ее доходов в будущем. Главная цель фундаментального анализа – определение справедливой (внутренней) стоимости акций.

Анализ компаний в рамках фундаментального подхода является достаточно трудоемким. На этом этапе изучаются финансово-хозяйственное положение компании за 3-5 последних лет, эффективность управления компанией и прогнозируются перспективы её развития.

В настоящее время фундаментальный анализ, несмотря на свою уже сформировавшуюся методологию и достаточно прозрачные инструменты, развивается и находит новые направления. Например, в работе М.В. Ефимова [9] целью фундаментального анализа ставится не определение недооцененности акций компании-эмитента, но определение способности компании генерировать будущие денежные доходы для определения эффективности инвестиционных решений. В работе Я.В. Русяева [33] предложен вариативный подход к прогнозированию стоимости компаний и формированию портфеля ценных бумаг, в основу которого положен расчет коридора справедливой стоимости. Использование данного методического подхода позволяет повысить объективность принимаемых инвестиционных решений на российском фондовом рынке.

К недостаткам фундаментального анализа можно отнести следующие факторы:

- информация, на которой инвестор основывает свое решение, является доступной для всех участников рынка и не дает инвестору никакого преимущества;

- информация для проведения фундаментального анализа носит в основном нечеткий характер, что порождает субъективность ее восприятия;

- возможна ситуация, когда недооцененная акция не будет оценена рынком вопреки прогнозам инвестора;

- при проведении анализа инвестор собирает информацию за 3-5 лет и составляет прогнозы на 1-3 года, при этом очевидно, что прошлые финансовые

показатели не могут являться идеальным основанием для предсказания будущего состояния;

- методы фундаментального анализа хорошо показывали себя на развитых рынках, в условиях же нестабильной экономической и политической ситуации прогнозирования сильно затрудняется [41]. В том числе это касается и кризисных состояний экономических систем.

Прогнозы, составленные при помощи методов фундаментального анализа, довольно часто оказываются некорректными. Об этом свидетельствуют многочисленные примеры неожиданного сильного обесценения активов, как это было в случаях с многократным падением индекса высокотехнологичных компаний NASDAQ в 2000-2001 годах, банкротством таких гигантов западного бизнеса, как Enron, WorldCom в 2002 году и финансовым кризисом в России в 1998 году. Во всех этих случаях фундаментальные прогнозы не только не предсказывали падения котировок, но стимулировали к дополнительным инвестициям [14]. Таким образом, прогнозирование кризисных состояний экономической системы, будь то экономика государства либо предприятие как экономическая единица, не может быть осуществлено корректно при помощи инструмента фундаментального анализа.

1.1.2. Технический анализ

Наравне с фундаментальным подходом среди инвесторов и аналитиков финансовых рынков, целью которых является прогнозирование поведения динамики цен на рынке и оценки стабильности компаний, распространен технический анализ. Ежедневно аналитики формируют прогнозы на поведение

трендов валютных пар и котировок акций, которые доступны каждому заинтересованному инвестору на специализированных сайтах (fxeuroclub.ru, liteforex.ru, bcs-express.ru). Это доступный и признанный инструмент, который позволяет определить тренд и его изменение в будущем. Главная идея технического анализа заключается в том, что настоящая ценность (текущая цена) ценной бумаги определяется лишь рыночной конъюнктурой, а, следовательно, отражает в себе всю информацию относительно финансового актива.

Применению технического анализа посвящены труды Дж. Аппеля, Б. Вильямса, Ч. Доу, Р. Колби, Т. Мейерса, Р. Прехтера, Дж. Швагера, А. Элдера, Р. Эллиотта, которые внесли основной вклад в исследование валютных и фондовых рынков при помощи инструментов технического анализа.

Технический анализ в России начал активно применяться финансовыми институтами только после либерализации экономических условий в начале 90-х гг. Труды российских экономистов (М.Ю.Алексеев, Л.Н.Красавина, М.В.Кузнецов, О.И.Лаврушин, А.С.Овчинников, Д.Ю.Пискулов, А.А.Фельдман, А.А.Эрлих) посвящены вопросам развития международного и российского валютного и фондового рынков и непосредственно техническому анализу. Большая часть работ отечественных ученых по техническому анализу представляет собой адаптацию западной модели технического анализа к реалиям развивающегося российского финансового рынка [10, 14]. В работе М.В. Киселева [14] проводится анализ закономерностей динамики рыночной стоимости акций и возможностей ее прогнозирования методами технического анализа в условиях российского фондового рынка. Предложены модификации классических методов технического анализа, учитывающие специфику российского фондового рынка (игнорирование данных первого часа торгов, ориентация на цены закрытия торговых сессий, отказ от внутрисуточных операций, совершение операций в случаях временного преодоления рыночной стоимостью акций ключевых уровней и использование показателя

среднемесячной волатильности динамики рыночной стоимости при фиксации прибыли).

Однако современные исследования расширяют возможности прогнозирования, так, в работе С.Н. Володина [5] проводится оценка эффективности существующих методов технического анализа для сверхкраткосрочных операций, а также разрабатывается метод, направленный на более эффективное прогнозирование динамики финансовых инструментов.

По мнению представителей технического анализа, единственной достоверной информацией являются данные о биржевых сделках, так как их невозможно ни утаить, ни подправить, в них неизбежно отражаются действия всех участников, в том числе тех, кто осуществляет операции на основе инсайдерской информации, то есть оценивают не актив, а действия участников рынка. Рынком движет не количество продавцов и покупателей, а их настроения и ожидания, которые формируются под влиянием группового восприятия событий на рынке.

Технократы исследуют рынок ценных бумаг в целом или рынки отдельных ценных бумаг, не акцентируя внимание на таких факторах, как спрос и предложение на продукцию, производимую компаниями-эмитентами. Они уверены, что субъекты, формирующие рынок, мало отличаются и мотивацией, и поведением, и при аналогичных условиях будут действовать одинаково. По сравнению с фундаментальным анализом, технический анализ имеет ряд преимуществ. Фундаментальный анализ оценивает экономические показатели, не учитывая важный психологический фактор, необходимый для адекватной оценки ситуации, технический анализ учитывает его. Также имеет значение то, что зачастую информация, повлиявшая на цену, может быть скрыта [41].

Технократы обычно являются краткосрочными инвесторами. Их главный и часто единственный интерес заключается в росте капитала, независимо от того, в какой промежуток времени это будет реализовано.

1.1.3. Статистический подход

Оценка инвестиционных рисков на основе статистического анализа сводится к анализу волатильности. Применительно к финансовым рынкам данное понятие может быть охарактеризовано как изменчивость (колеблемость, volatility) стоимости финансового инструмента. Цель моделирования волатильности заключается в построении ее прогноза и в изучении различных аспектов рыночной доходности. Подобные прогнозы применяются в риск-менеджменте, при оценке стоимости производных финансовых инструментов, при определении структуры портфеля, при расчете величины риска портфеля, в оценке стоимости бизнеса а также в процессе выбора оптимального времени для осуществления операций на рынке и т.д. При помощи 11 статистических моделей и используя симметричную и ассиметричную функцию потерь для оценки эффективности этих моделей Балабан, Баяр и Фафф [51] спрогнозировали волатильность на 14 фондовых рынках. В исследовании Юминой Е.В. [43] статистический подход применен для исследования стабильности и кредитоспособности юридического лица в рамках анализа волатильности цен акций и депозитарных расписок российских компаний. Вопреки распространенному представлению, что во время кризиса классические модели не эффективны, проведенное тестирование GARCH-моделей для акций российских компаний на основе "скользящих окон" показало их хорошую адекватность.

В работе Силаевой В.А. и Силаева А.М. (2010) [35] построены эконометрические модели дневной доходности индекса РТС для моделей семейства GARCH. Получены оценки изменяющейся условной волатильности на интервале наблюдения и найдены прогнозные значения волатильности.

В исследовании Чонг Ви, Нанко Гонпот и Сокья из Университета Маврикия (2011) [55] прогнозирование волатильности при помощи модели GARCH с распределением Стьюдента и общим распределением ошибки применено к курсу USD/MUR (Доллар США/Мавританская рупия).

Совместная работа Сулейман Закария Сулейман Абдалла и Питера Винкера (2012) [98] направлена на исследования фондовых рынков Судана (KSE) и Египта (CASE) с применением различных одномерных спецификаций моделей типа GARCH для ежедневных наблюдений выбранных индексов. Была найдена корреляция между волатильностью и ожидаемой доходностью акций.

Статистический подход к моделированию временных рядов основывается на восстановлении по конкретному числовому временному ряду приближенной модели, отражающей статистическую зависимость, для описания и численного прогноза поведения исследуемого процесса [Бендат, 1971; Бокс и др., 1974; Андерсон, 1976; Кендэл, 1981; Айвазян и др., 1998; Кашьяп, 1985; Канторович, 2002; Носко, 2002]. Для анализа используется временной ряд и шум – последовательность некоррелирующих и одинаково распределенных случайных величин с нулевым средним. Таким образом, изучаемый ряд априори стохастический.

Основные модели здесь делятся на линейные и нелинейные. К линейным относятся ARMA (Auto Regression Moving Average – авторегрессия скользящего среднего). В качестве прогнозируемого значения используют среднее значение, а предшествующие значения известны точно. Шум является неотъемлемой частью модели, в его отсутствие поведение абсолютно не похоже на исследуемый ряд.

Нелинейные статистические модели (NARMA) делятся на параметрические и непараметрические.

Методы авторегрессии разработаны наиболее тщательно и применяются, как правило, в прикладных задачах. Они реализованы практически во всех программных пакетах статистической обработки данных [25].

1.1.4. Нейросетевой анализ

Один из наиболее перспективных подходов к прогнозированию поведения показателей и котировок на финансовых рынках – нейросетевой анализ. В настоящее время этот подход развивается сверхактивно в виду своей эффективности и возможности точного построения прогнозов, а также доступности платформ для реализации алгоритмов, способных обрабатывать большое количество данных. В отличие от подходов, рассмотренных в разделах 1.1.1 – 1.1.3, прогнозирование при помощи нейросетей способно дать конкретные значения прогнозируемых величин на некоторый период в будущем. В нейросетевом подходе задача прогнозирования временных рядов сводится к задаче распознавания образов, для решения которой формируется обучающая последовательность данных временного ряда, по ней нейронная сеть обучается распознавать соответствующие образы.

Исследованный в 2004 году Карлом Нигреном [86] алгоритм корректирующей ошибки нейронной сети позволил строить прогнозы на основе наиболее удачных из оставленных ранее. Здесь ошибка предыдущей модели прогноза используется как дополнительная информация к исходной системе, что позволяет повысить точность прогноза.

В 2007 году Тилакаратне, Маммадов и Херст из Австралийского Университета Балларат [99] представили торговую стратегию на основе нейронных сетей. Сигналы были разделены на 3 класса – покупать, держать, продавать (“Buy”, “Hold”, “Sell”). Разработчики отметили, что трейдер может получить существенные доходы после трех – четырех месяцев использования данной стратегии. Исследование, проведенное индийскими учеными М. Маджумдер и А. Хуссейном в 2010 году [76] дало максимальную точность построения прогноза 89.7% на крайне волатильном рынке Индии. Также применению нейросетей к фондовому рынку Индии посвящены современные работы С. Панда и В. Нарасимхан и других индийских ученых [88].

В 2012 году Адебии Айодел, Адебии Марион и Отокити Сандей из Университета Нигерии [45] был представлен гибридный подход к построению нейронной сети, который заключается в использовании переменных технического и фундаментального анализа. Переменные технического анализа – цена открытия, максимальное значение за день и цена закрытия, а качестве переменных фундаментального анализа были использованы, например, финансовое положение компании за год, слухи о покупке и продаже за день и т.п. В исследовании показано, что подобные гибридные модели обладают большей точностью прогноза, чем модели, использующие только информацию о котировках.

Применение нейронных сетей также актуально и в сфере оценки рисков, например, в банковских системах при кредитовании. В работе Селянина В.Е. [34] развита модель и комплекс инструментальных средств анализа кредитного риска на основе технологии нечетких нейронных сетей. Основными преимуществами применения данного подхода в области оценки стабильности и платежеспособности заемщика по сравнению с классическими скоринговыми моделями является автоматизация процесса, улучшение его качества и как следствие его ускорение.

Таким образом, искусственные нейронные сети являются результативным инструментом моделирования и прогнозирования временных рядов, позволяющим снизить требования к квалификации пользователя. Однако создаваемые модели временных рядов с помощью искусственных нейросетей невозможно интерпретировать в терминах предметной области, они не предусматривают интерпретацию результатов прогнозирования временного ряда, не имеют средств анализа и прогноза качественно выраженных значений, небольшая длина нестационарных временных рядов не позволяет искусственным нейросетям провести качественное обучение. Все вышеперечисленное ограничивает широкое применение искусственных нейронных сетей для задач анализа временных рядов, обладающих высокой степенью неопределенности [1].

1.1.5. Спектральный анализ Фурье и вейвлет-анализ

Прогнозирование в рамках оценки инвестиционных рисков также может быть осуществлено при помощи инструментов, позволяющих выделять элементы сезонности и циклов показателей экономической системы. Такими инструментами располагает спектральный анализ и методы наложения фильтров, а также основанный на методах фильтрации и анализе Фурье вейвлет анализ.

В работе Филиппа Массе 2008 года [83] рассмотрен и сопоставлен анализ Фурье и вейвлет анализ для индекса цен Нью-Йорка Case-Shiller. Было выявлено два недостатка спектрального анализа и стандартных методов наложения фильтров – во-первых, они накладывают жесткие ограничения в отношении возможных процессов, лежащих в основе динамики ряда и во-

вторых, они представляют только информацию о частоте данных, теряя остальную информацию о динамике ряда. Вейвлет анализ комбинирует информацию о частотах и о самом ряде данных, позволяя избежать потери информации.

Прогнозирование показателей экономических систем при помощи вейвлетов было предложено Арино, Педро и Видаковичем в 1995 году [48]. Временной ряд разбивался на различные масштабы при помощи вейвлет-преобразований, затем при помощи дополнительных коэффициентов измерялась энергетическая составляющая для каждого из масштабов, подобно измерению спектральной плотности в анализе Фурье. Применяя свойства многомерного (multiscale) анализа временной ряд разбивается на два отдельных ряда, к которым применяются методы модели ARIMA, совокупный прогноз получается путем соединения отдельно получившихся прогнозов.

Для целей прогнозирования в экономике также был разработан алгоритм использования вейвлетов с применением инструментов нейронных сетей. Оссем, Кэмбелл и Мурта предложили использовать масштабируемое разбиение для обучения динамической нейросети [49]. Прогнозы, полученные в результате нейростевого анализа, дополняют и делают более точным прогноз при помощи метода вейвлетов.

В работе [36] при помощи вейвлетов произведено прогнозирование коротких временных рядов для целей снижения рисков инвестиционной деятельности. Тестирование предложенной методики прогнозирования было проведено на реальных статистических данных динамик экономических показателей, полученных за период с 1999г. Вейвлет-анализ с применением нейронных сетей был применен при прогнозировании цен на «сахарном» рынке России [42]. Вейвлеты здесь играют важную роль для исследования рынка на способность быть прогнозируемым, определения временных промежутков, где возможно построение прогноза и областей непредсказуемости поведения

сахарного рынка. Построение прогноза на месяц вперед осуществляется при помощи инструмента нейронных сетей.

Главным преимуществом использования вейвлетов для прогнозирования показателей экономических систем является возможность выявлять особенности на каждом отдельном масштабе. Таким образом, это облегчает выделение периодической информации при использовании моделей типа ARIMA или нейронных сетей [94].

1.1.6 Фрактальный и мультифрактальный подходы

Фрактальный и мультифрактальный подходы к анализу инвестиционных рисков на финансовых рынках в настоящее время развиваются достаточно динамично. Исследования в области экономики затрагивают в основном фондовые и валютные рынки.

В работе Янчушки З.И. [44] фрактальный метод направлен на формирование портфеля активов и последующего анализа его структуры. При помощи статистической оценки фрактальной размерности автор анализирует временные ряды доходности портфеля, оценивает и проводит сравнение мер диверсифицированности портфелей акций российских и зарубежных компаний.

В исследовании Урицкой О.Ю. [40] анализ нестационарной динамики плавающих валютных курсов проведен при помощи метода Пенга (Detrended Fluctuation Analysis) в сочетании с методом скользящего окна. Автором построена регрессионная модель, позволяющая прогнозировать размах флуктуаций плавающего валютного курса, длительность периода

неуправляемой девальвации и максимальный ущерб от падения курса в активной фазе макроэкономического кризиса.

В некоторых работах фрактальный анализ использован как часть предпрогнозного анализа для определения степени прогнозируемости временного ряда котировок акций на фондовом рынке [3] и на рынке страхования [15]. Для построения самого прогноза использована клеточно-автоматная прогнозная модель, результаты фазового анализа и R/S- анализа временных рядов применены с целью получения дополнительной информации для прогнозной модели.

Работы Маркова А.А. [27, 28] решают проблемы совершенствования подходов к вычислению безарбитражных оценок справедливых цен рискованных активов на фондовом рынке. Оценка значений фрактальных характеристик фондовых индексов проводится при помощи показателя Херста, корреляционной размерности, размерности вложения и др.

В 2013 году немецкими учеными Маули Сеньон (Mawuli Segnon) и Томасом Люксом (Thomas Lux) была представлена работа о мультифрактальных моделях в финансовой сфере, целью которой было определение и прогнозирование волатильности [97], предшествовала ей работа Люкса и Моралеса-Ариаса о прогнозировании волатильности через фрактальные свойства [74].

Существуют также модификации авторегрессионных стохастических моделей временных рядов, основанные на фрактальности анализируемого ряда, например, модели типа ARFIMA (AutoRegressive Fractional Integrated Moving Average). В силу фрактальных свойств данные модели считаются наиболее точными для целей анализа финансовых временных рядов среди авторегрессионных моделей [32]. На практике результативность и эффективность моделей подобного типа исследована Люксом и Кайзоджи в 2007 году [73]. Показано, что MSM-модель (Марковская мультифрактальная

модель, Markov Switching Multifractal) обладает еще большей точностью прогнозирования волатильности финансовых временных рядов, чем авторегрессионные ARFIMA и FIGARCH. Подобными исследованиями занимались также Кальвэ и Фишер (Calvet and Fisher), они выявили ряд преимуществ MSM-моделей перед моделями типа GARCH, MS-GARCH и FIGARCH в задачах прогнозирования волатильности обменных курсов валют [54].

1.2. Общие принципы оценки кредитных рисков

В современных условиях следующих друг за другом финансовых кризисов банкам и кредитующим организациям важно применять меры, направленные на проведение более тщательной оценки заемщиков. Для этого усиливаются существующие методы оценки рисков и используются дополнительные инструменты. Оценка индивидуальных кредитных рисков заемщиков корпоративного блока производится на основании построения систем внутренних кредитных рейтингов, определения классов кредитоспособности контрагентов. Системы внутренних кредитных рейтингов предусматривают отнесение заемщиков к определенным категориям кредитного риска в зависимости от оценки внешних и внутренних факторов воздействия и степени их влияния на способность контрагента обслуживать и погашать принятые обязательства.

Оценка кредитных рисков предполагает проведение независимой оценки финансового состояния заемщика, независимую оценку акционерных, отраслевых, репутационных и других видов рисков. Кредитная организация

проводит анализ будущих денежных потоков, предпосылок их формирования, проводит стресс-анализ показателей, заложенных в модели формирования денежных потоков. В зарубежной практике при оценке кредитного риска принято следовать рекомендациям Базельского комитета, который разделяет два подхода. Стандартизированный подход основан на использовании готового рейтинга заемщика, рассчитанного рейтинговым агентством. В России данный подход практически не применяется.

Подход, основанный на использовании внутренней рейтинговой системы, предполагает самостоятельное составление кредитной организацией рейтинга, учитывающего установленный самой организацией перечень необходимых показателей и условий. Постепенное внедрение данного подхода (как части принципов Базеля II) в России осуществляется с 2008 г. при поддержке Банка России [6].

На рис. 1.2.1 приведена схема оценки кредитных рисков на примере процесса кредитования в сегменте «Крупный и Средний бизнес» в Пермском отделении Западно-Уральского Банка ОАО «Сбербанк России».

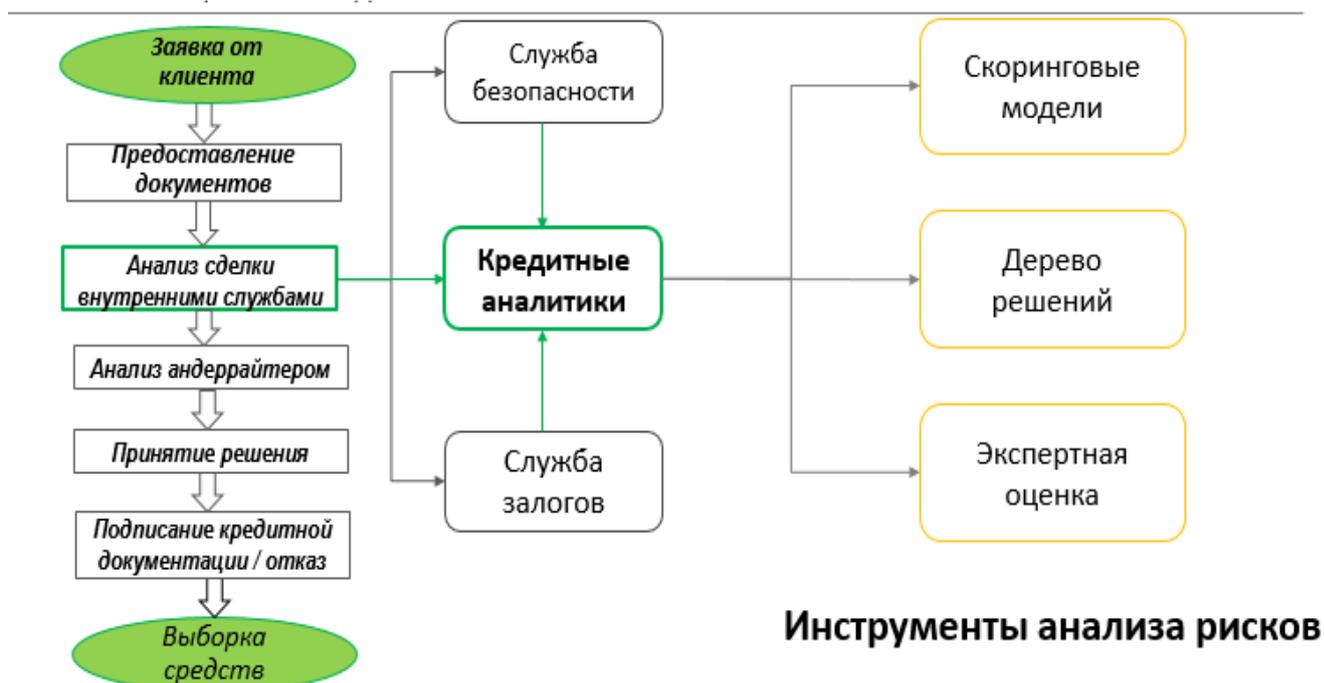


Рис. 1.2.1. Схема оценки кредитных рисков на примере процесса кредитования в сегменте «Крупный и Средний бизнес» в Пермском отделении Западно-Уральского Банка ОАО «Сбербанк России»

Анализ кредитных рисков по заемщику происходит на этапе «Анализ сделки внутренними службами», независимый контроль оценки рисков проводится на этапе «Анализ андеррайтером». Инструменты, разработанные в данной диссертационной работе, применяются на этапе анализа сделки внутренними службами, в частности, при анализе кредитными аналитиками.

На рис. 1.2.2 приведена классификация основных видов рисков, анализ которых проводится в рамках оценки кредитного риска.

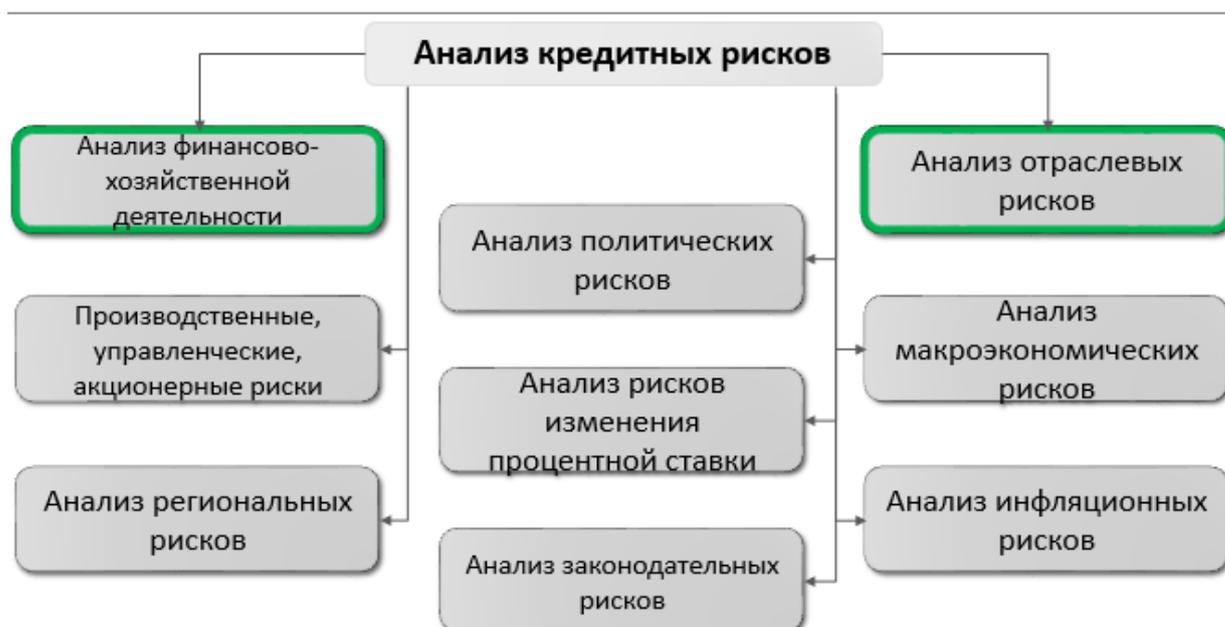


Рис. 1.2.2. Классификация основных видов кредитных рисков при проведении оценки кредитных рисков

В данном диссертационном исследовании разработана методика оценки стабильности предприятия в рамках анализа финансово-хозяйственной деятельности при помощи инструментов фрактального анализа и методика прогнозирования критических состояний отрасли при анализе отраслевых рисков с применением инструментов мультифрактального анализа.

1.3. Применение фрактального анализа к экономическим системам

Термин «фрактал» введен Бенуа Мандельбротом в семидесятые годы 20 в.[24]. Фракталы – фигуры, обладающие свойством самоподобия; или объекты с дробной (нецелой) размерностью, обладающие свойством масштабной инвариантности, т.е. при любом увеличении соотношение между масштабом и

каким-либо параметром фрактала постоянно и равно фрактальной размерности. То есть, как гласит одно из определений фракталов, фрактал - это множество, части которого подобны целому.

Фрактальная теория финансовых рынков была впервые представлена в книге Бенуа Мандельброта и Ричарда Л. Хадсона «(Не)послушные рынки: фрактальная революция в финансах», а затем была развита Эдгаром Петерсом. На практике же теорию фракталов впервые применил Билл Уильямс для проведения анализа финансово-сырьевых рынков. В России фрактальную теорию как самостоятельный инструмент для анализа рыночных цен начал развивать Алексей Александрович Алмазов, но его теория слабо использует аппарат фрактального анализа для целей прогнозирования.

Установлено, что временные ряды финансовых данных, например, котировки акций, обладают фрактальной статистикой [91], анализ и моделирование которой могут быть произведены с помощью фрактальных методов. Одним из перспективных направлений фрактального анализа является изучение динамики во времени такой характеристики, как фрактальная размерность (D). Современные исследования в области фрактальных методов развивают инструменты фрактального анализа и адаптируют их к экономическим данным [2, 8, 15-23, 27 - 29, 32, 37, 38, 40, 44, 64-66, 73, 74].

Существует несколько методов проведения фрактального анализа, ранее применявшихся для финансовых данных. Все они в той или иной степени направлены на оценку стабильности и устойчивости анализируемой экономической системы. В данной работе фрактальный анализ позволяет получить показатель, являющийся индикатором устойчивости конкретного предприятия как в условиях стабильной экономической ситуации, так и в условиях экономического кризиса. Рассмотрим методы фрактального анализа финансовых систем.

1.3.1. Клеточный метод

Клеточный метод используется в работах автора для установления степени устойчивости финансовой системы [16-23], была выявлена большая точность данного метода по сравнению с методами, рассмотренными в разделах 1.2.2 и 1.2.3 на примере котировок акций компании ОАО «Лукойл» [23]. В исследовании Агнешки Капецка (Agnieszka Karpeska) фрактальная размерность, вычисленная клеточным методом, применена к анализу индексов развитых рынков (DJIA, S&P 500, DAX, Nikkei225, Hang Seng), развивающихся рынков (WIG20, Bovespa, RTS, SENSEX30, SCI, XU100), а также валютных пар (EUR/USD, GBP/USD, USD/JPY, CHF/PLN, EUR/PLN, USD/BRL, USD/RUB, USD/INR, USD/CNY, USD/TRY) [65]. В работах Старченко Н.В. [8, 37] локальный фрактальный анализ был применен к исследованию рядов акций компаний Microsoft Corporation, General Motors и др. локальная фрактальная размерность была выведена при помощи клеточного метода и метода минимального покрытия. Индекс фрактальности, на котором основан алгоритм локального фрактального анализа, был вычислен при помощи алгоритма минимального покрытия, который будет рассмотрен подробнее в разделе 1.2.3.

1.3.2. R/S-анализ

Для калибровки временных измерений Херст ввел безразмерное отношение посредством деления размаха на стандартное отклонение наблюдений R/S . Этот способ анализа стали называть методом нормированного размаха или R/S -анализом [29]. R/S -анализ является процессом, который требует переработки большого количества данных.

R/S-анализ в современных исследованиях финансовых временных систем встречается довольно часто. В 2001 году в работе Майкла МакКинзи (Michael D McKenzie) инструменты R/S-анализа были применены для обнаружения неперiodических рыночных циклов на данных Австралийского фондового рынка [84]. Было выявлено наличие нелинейных динамических циклов продолжительностью 3, 6 и 12 лет. Однако одним из ограничивающих факторов R/S-анализа МакКинзи отмечает отсутствие достаточного количества данных для завершения полного цикла испытаний, подтверждающих найденные закономерности. В 2007 году М. Хорасанли из Университета Стамбула [63] при помощи R/S-анализа были исследованы индексы NYSE (Нью-Йорк), FTSE (Лондон), NASDAQ (Нью-Йорк), DAX (Франкфурт), NIKKEI (Токио), XUTUM (Стамбул). Было показано, что поведение фондового рынка Стамбула не согласуется с теорией свободных блужданий. Более того, для индексов FTSE и XUTUM был выявлен антиперсистентный характер, для остальных индексов характерным являлось персистентное поведение.

Показатель Херста в работе Зиненко А.В. [11] рассчитан для трех индексов – российского ММВБ, американского DJIA и китайского Shanghai Inc – и позволяет сделать выводы о персистентности временного ряда. Классический алгоритм достаточно хорошо работает на входных данных, очищенных от помех. Однако при наличии в системе отклонений, которые могут появляться, например, в результате действий на рынке крупных игроков во время спекулятивной торговли, алгоритм выдает большую погрешность. В 2009 году в статье Гачкова А.А. [7] предложен алгоритм рандомизированного R/S-анализа, который позволяет более точно оценивать фрактальную размерность в случае систематических помех.

Для целей прогнозирования показатель Херста используется как предпрогнозный показатель. Так, в работе группы исследователей из Индии [85] R/S-анализ применен для выбора пула акций, подходящих для целей прогнозирования. Ряды акций с наибольшим показателем Херста были

выбраны для составления прогноза, сам же прогноз проводился с использованием авторегрессионных моделей (ARIMA & GARCH). В работе Болатовой Л.Р. [4] R/S-анализ был использован как предпрогнозный инструмент для оценки валютных рисков, способный выявить глубину долговременной памяти, персистентность, антиперсистентность, трендоустойчивость, цвет шума. Так же для оценки глубины долговременной памяти временного ряда и свойства трендоустойчивости алгоритм R/S- анализа использован в работе Узденова Р.Х. [39].

1.3.3. Метод минимального покрытия временного ряда

Метод минимального покрытия основан на подходах классического клеточного метода, но результаты, которые были получены при помощи метода минимального покрытия, позволили рассматривать фрактальные характеристики в динамике, что свойственно мультифрактальному анализу. Данный метод был развит и протестирован на данных о цене акций компаний Microsoft Corporation, General Motors и др. в работах Старченко, Дубовикова и Крянева [8, 37]. На основе метода минимального покрытия был проведен анализ длительности тренда финансовых временных рядов [38]. Кроме того, в работе Белолипцева И.И. и Фархиевой С.А. [2] предложен подход к построению прогнозных нейросетевых моделей финансовых временных рядов, где при формировании пространства признаков использованы фрактальные характеристики временного ряда. Индекс фрактальности был найден при помощи метода минимального покрытия, авторы показали на данных о цене акций ОАО «Татнефть», что использование показателя фрактальности значительно улучшает прогностические свойства модели. Оценка точности

индекса фрактальности, фрактальной размерности и показателя Херста также рассмотрена в данной диссертационной работе в разделе 3.1.

1.4. Мультифрактальный анализ для оценки показателей экономических систем

Среди известных мультифрактальных методов особая роль отводится подходам, основанным на изучении локальной закономерности финансовых временных рядов. Обычно для того, чтобы изучить местную закономерность, строятся различные специальные показатели.

1.4.1. Мультифрактальный флуктуационный анализ

Исследования при помощи мультифрактального детрендрованного флуктуационного анализа (MF-DFA / МФ-ДФА / МФФА) более распространены в зарубежных исследованиях. Инструменты MF-DFA были применены исследователями Франсуа Шмиттом (Francois Schmitt), Даниэлем Шерзером (Daniel Schertzer) и Шоном Лавджой (Shaun Lovejoy) [95, 96] для анализа показателей валютных пар французский франк и: американский доллар (USD), швейцарский франк (CHF), немецкая марка (DEM), британский фунт (GBP), японская йена (JPY). Статистика охватывала более 3500 значений, масштабирование проводилось в три порядка. Проведенные исследования показали, что прошлые и текущие значения временного ряда могут быть

использованы для того, чтобы обеспечить оптимальное прогнозирование. Этот вывод противоречит утверждениям теории эффективного рынка (EMH), которая опирается на модели с отсутствием памяти. Исследователи из Ирландии Елена Грин (Elena Green), Уильям Ханан (William Hanan) и Дэниел Хеффернан (Daniel Heffernan) применяли метод MF-DFA для анализа формы и симметричности мультифрактального спектра индексов DJIA и Euro Stoxx [62]. В работе авторов из Малайзии при помощи инструмента MF-DFA проанализированы отдельные отраслевые индексы: строительство (CON), потребительские товары (COP), финансы (FIN), промышленность (INP), недвижимость (PRP) и проч. Исследована степень мультифрактальности каждого из анализируемых индексов, а наличие корреляции между индексами позволило авторам сделать вывод об относительной неэффективности исследуемых индексов [75]. Показано, что мультифрактальные модели хорошо подходят для прогнозирования волатильности и крахов на финансовом рынке. В более ранних работах этой группы ученых степень эффективности показателей рынков была исследована при помощи локального показателя Херста. Индекс биржи Сан-Пауло IBOVESPA был анализирован в работе Коста (Costa) и Васконселос (Vasconcelos) [56] при помощи MF-DFA с определением показателя Херста, который также был рассчитан локально со скользящим окном длительностью 3 года. Исследования ученых Санил Камар (Sunil Kumar) и Ниведиты Део (Nivedita Deo) из Индии 20 финансовых индексов были проанализированы в предкризисный период и период кризиса 2008 года при помощи MF-DFA [68]. Анализ тех же 20 индексов в посткризисный период приведен в работе 2015 года. Акцент сделан на исследовании корреляции и свойств мультифрактальности [67]. Аналогичная цель анализа пред- и посткризисных периодов кризиса 2008 года при помощи МФ-ДФА была поставлена в статье авторов Кириченко, Кузьминой и Удовенко. Проведенный анализ позволяет утверждать, что предкризисный период и период спада кризиса, наступающий после пикового состояния, достаточно сильно

отличаются по мультифрактальным свойствам валютных временных рядов, в частности, по диапазону изменения обобщенного показателя Херста [13].

1.4.2. Метод максимумов модулей вейвлет-преобразования

Метод максимумов модулей вейвлет-преобразования (WTMM, wavelet transform modulus maxima) используют наряду с MF-DFA для определения мультифрактального спектра и довольно часто в современных исследованиях в финансовой сфере можно встретить сравнение этих двух конкурирующих методов [12, 57, 60, 87, 100]. Предпочтение как правило отдают методам мультифрактального флуктуационного анализа, но WTMM считается альтернативным и в ряде случаев (при достаточно малых величинах масштабирования) показывает сходные результаты, не уступающие в точности методу DFA.

В работе Андрея Пучкова и Андрея Матвеева из Рижского технического университета метод WTMM был применен для анализа мультифрактальных свойств различных финансовых индексов: Straits Times Index, PSEI Index, BSE India Sensex 30 Index, DAX30 Index, Swiss Market Index, CAC40 Index, FTSE100 Index, Dow Jones Industrial Index, Amsterdam Exchange Index, Hang Seng Index, NIKKEI225 Index [92]. Исследование поведения мультифрактальных спектров и других характеристик позволило выделить достаточно сильную корреляцию между группами индексов и сделать вывод о схожем поведении реальных показателей коррелированных индексов. Корнелис Лос и Росситса Яламова (Rossitsa Yalamova) в своих работах предлагают метод, основанный на WTMM [72, 101-103]. Он позволяет избежать некоторые ограничения, возникающие

при применении классического подхода к расчету размерности Хаусдорфа, который, например, использован в программном продукте Fraclab. В работах были проанализированы 16 мировых индексов: DJIA, Nasdaq, S&P500, FTSE, Nikkei, AEX, IGRA, PX, TWI, HIS, BVSP, GDAXI, KFX, AORD, CND, SING. Были сделаны выводы о том, что увеличение степени персистентности рынка приводит к крахам и обвалам, данный вывод основан на анализе предкризисного периода кризиса октября 1987 года. Из минусов данного подхода отмечается довольно частое получение ложных результатов относительно характера мультифрактальности анализируемого спектра, поэтому рекомендуется применение метода WTMM в ручном режиме для достижения большей точности результата, полная автоматизация метода может привести к получению некорректных данных. [87].

1.4.3. Мультифрактальный анализ с использованием локального показателя Гёльдера

Анализ показателей финансовых рынков с использованием показателя Гёльдера в зарубежных научных кругах распространен больше, чем в отечественных. Однако, из всех работ стоит отметить труды Ю.А. Куперина, Агаева И.А. и Р.Р. Счастливецва, направленные на прогнозирование поведения финансовых рынков при помощи локального и модифицированного локального показателя Гёльдера [46, 47, 69-71]. В работе “Modified Holder Exponents Approach to Prediction of the USA Stock Market Critical Points and Crashes” (Модифицированный показатель Гёльдера для прогнозирования критических точек и катастроф на фондовом рынке США) предложен измененный подход к определению показателя Гёльдера. Данное исследование вызвало интерес в

научных кругах, появились статьи с применением алгоритмов Куперина, Агаева и Счастливецва по определению локального и модифицированного показателя Гёльдера. Так, например, в своей работе Стефани Рендон (Stephanie Rendon) использовала локальные показатели Гёльдера [93], вычисленные согласно методике, представленной в работе [46], для анализа индекса IPC (Мексика) и валютной пары USD / MXN. Частично подход по определению модифицированного показателя Гёльдера использован в данной диссертационной работе.

В исследовании группы ученых из Аргентины использованы локальные показатели Гёльдера для проведения сравнительного анализа индексов развитых (Австралия, Канада, Франция, Германия, Гонконг, Япония, Объединенное Королевство, США) и развивающихся фондовых рынков (Аргентина, Бразилия, Чили, Мексика, Китай, Индия, Корея, Малайзия, Филиппины, Тайвань, Россия и ЮАР) [61]. Результатом исследования был сравнительный анализ характера поведения локального показателя Гёльдера в период экономического кризиса 2008 года. Польские исследователи в 2009 году представили на Симпозиуме по Эконо- и Социофизике работу, в которой для исследования мультифрактальной динамики фондового рынка были использованы показатель Гёльдера в сочетании с MF-DFA [58]. В 2013 году в своем исследовании Агнешка Капецка (Agnieszka Кареска) применила локальный показатель Гёльдера для анализа 21 показателя фондового и валютного рынков [65]. Показатель Гёльдера также был применен в рамках подхода Multifractal Processes with Random Exponent (MPRE) с использованием модели GARCH в работах Серджио Бианчи (Sergio Bianchi) и Александра Пантанеллы (Alexandre Pantanella) [52, 53].

1.5. Выводы по главе

В первой главе были классифицированы основные подходы к анализу и прогнозированию стабильности экономических систем в рамках анализа рисков, а также рассмотрено их применение в современных научных исследованиях. Классическими инструментами инвестиционного анализа являются фундаментальный и технический подходы. Их часто используют на рынке для анализа текущего состояния и долгосрочного (фундаментальный анализ) и краткосрочного (технический анализ) прогнозирования стоимости актива на рынке, но оба подхода не учитывают возможность наступления кризисных ситуаций в системе, а значит не могут их прогнозировать. Данные подходы работают лишь при стабильном рынке, не подверженном кризисным явлениям, а такие ситуации возможны лишь в определенный период времени.

Были рассмотрены особенности статистического анализа. Выявлено, что методы авторегрессии разработаны наиболее тщательно и применяются, как правило, в прикладных задачах. Они реализованы практически во всех программных пакетах статистической обработки данных. Однако, авторегрессионные модели имеют ряд существенных ограничений при построении, из-за чего модели теряют целостность и исследуют не исходную систему, а лишь ограниченный ряд ее свойств, то есть модель приобретает условный узконаправленный характер.

Нейросетевой анализ дает качественные прогнозы, но создаваемые модели временных рядов с помощью искусственных нейросетей обладают рядом недостатков: невозможность интерпретировать прогноз в терминах предметной области, модели не предусматривают интерпретацию результатов прогнозирования временного ряда, не имеют средств анализа и прогноза качественно выраженных значений, небольшая длина нестационарных временных рядов не позволяет искусственным нейросетям провести

качественное обучение. Все вышеперечисленное ограничивает широкое применение искусственных нейронных сетей для задач анализа временных рядов, обладающих высокой степенью неопределенности.

Отмечены работы с применением спектрального анализа и вейвлет-подхода для исследования стабильности экономических систем. Главным преимуществом использования вейвлетов для прогнозирования показателей экономических систем является возможность выявлять особенности на каждом отдельном масштабе. Таким образом, это облегчает выделение периодической информации при использовании моделей типа ARIMA или нейронных сетей.

Во второй части первой главы рассмотрены особенности оценки кредитного риска, отмечен этап, на котором внедряются результаты проведенного в диссертационной работе исследования.

В третьей части главы рассмотрено применение методов фрактального подхода в современных научных работах: клеточный метод, R/S метод, метод наименьшего покрытия. Отмечены труды, где показатели фрактальной размерности, показатель Херста были применены для анализа фондового и валютного рынков.

Четвертая часть первой главы посвящена методам мультифрактального анализа в современной научной среде. Рассмотрена классификация основных методов мультифрактального анализа: мультифрактальный флуктуационный анализ, метод максимумов модулей вейвлет-преобразования и мультифрактальный анализ с использованием показателя Гёльдера, приведен литературный обзор новых и актуальных работ с применением данных методов для анализа фондового и валютного рынка, отмечено несколько работ по анализу рисков.

2. Теоретическое обоснование применения анализа фрактальных и мультифрактальных свойств для исследования финансовых систем

Во второй главе осуществлена постановка задачи для исследования экономических систем при помощи инструментария фрактального анализа и прогнозирования критических состояний финансовых систем на рынках акций при помощи инструментов мультифрактального анализа. Приведены особенности применения методик изучения свойств фрактальности и мультифрактальности к экономическим системам, выбраны и описаны показатели для проведения анализа фрактальных и мультифрактальных свойств, дано обоснование применения инструментов фрактального и мультифрактального анализа к котировкам акций на фондовом рынке и к показателям деятельности предприятий, а также разработаны алгоритмы фрактального анализа исследования стабильности экономических единиц и мультифрактального анализа для прогнозирования критических точек рядов котировок акций на фондовом рынке.

2.1. Постановка задачи исследования

Целью данной работы является разработка алгоритма прогнозирования степени стабильности экономических систем, в частности конкретных предприятий и методики прогнозирования критических состояний экономических систем (отрасли) с использованием методов и инструментов

фрактального и мультифрактального анализа. Для достижения данной цели были поставлены следующие задачи:

1. Анализ современных подходов к исследованию стабильности и прогнозированию критических состояний экономических систем;
2. Выявление целесообразности и теоретической обоснованности применения инструментов фрактального и мультифрактального анализа для исследования экономических систем;
3. Разработка алгоритма фрактального анализа для определения стабильности показателей экономических систем, верификация модели на данных фондового рынка и показателях деятельности предприятий и выявление связи индикатора стабильности экономической системы с общепринятыми показателями устойчивости и эффективности предприятия;
4. Определение критических значений индикатора оценки стабильности предприятия на основе разработанного показателя стабильности;
5. Разработка методики идентификации критических состояний экономической системы (отрасли) на основе инструментов мультифрактального анализа, определение предиктора, определение типов критических точек и верификация алгоритма на данных фондового рынка.

2.2. Предпосылки применения инструментов фрактального и мультифрактального анализа к исследованию показателей экономических систем

Как уже было отмечено в разделе 1.2 данной работы, фрактальная теория финансовых рынков была впервые представлена в книге Бенуа Мандельброта и Ричарда Л. Хадсона «(Не)послушные рынки: фрактальная революция в финансах» [26] и затем была развита Мандельбротом в его трудах [77-82] и Эдгаром Петерсом [89-91]. На практике же теорию фракталов впервые применил Билл Вильямс для проведения анализа финансово-сырьевых рынков. В России фрактальную теорию как самостоятельный инструмент для анализа рыночных цен начал развивать Алексей Александрович Алмазов, но его теория слабо использует аппарат фрактального анализа для целей прогнозирования.

Установлено, что временные ряды финансовых данных, например, котировки акций, обладают мультифрактальной статистикой [31], анализ и моделирование которой могут быть произведены с помощью фрактальных и мультифрактальных методов.

В исследованиях временных рядов, проведенных А.А. Любушиным (научная школа Физико-технического университета), развиваются подходы, основанные на анализе шума. Традиционные модели временных рядов разделяют наблюдения на низкочастотный «сигнал» и высокочастотный «шум» и подразумевают, что «шум» - это нечто лишнее, погрешность измерений. В разрабатываемых Любушиным подходах показано, что анализ «сигнала» важен, но не приносит никакой новой информации. Как оказалось, именно структура «шума» дала принципиально новую и неочевидную информацию, «шум» оказался «сигналом». Для анализа «шума» традиционный аппарат спектрального анализа оказывается малоэффективным, а инструменты мультифрактального анализа успешно применяют для исследования временных рядов с шумами в различных научных отраслях.

Классические подходы к анализу финансового рынка и экономических единиц, такие как фундаментальный и технический анализ, зачастую подвергаются перекрестной критике и имеют ряд недостатков по сравнению друг с другом [41]. Но есть и совершенно очевидный недостаток, замеченный основателем фрактальной геометрии Бенуа Мандельбротом: «Классические финансовые модели предсказывают, что резкие скачки или обвалы не должны происходить никогда. Краеугольный камень финансов - современная портфельная теория, которая пытается максимизировать отдачу для данного уровня риска. Математика, лежащая в основе портфельной теории, обращается с чрезвычайными ситуациями с некоторым пренебрежением: она считает большие рыночные изменения слишком маловероятными, чтобы они имели значение и их не стоит принимать во внимание. Действительно, портфельная теория может объяснить, что происходит на рынке 95 процентов времени. Но картина, которую она представляет, не отражает действительность, если согласиться, что основные события происходят в оставшиеся 5 процентов» [78]. Рынок демонстрирует периодические «обвалы» и резкие скачки, он нелинеен и характер его поведения очень напоминает поведение стохастических систем.

Согласно теории эффективных рынков (ЕМН), цена всегда является справедливой независимо от уровня ликвидности либо как альтернатива – всегда существует достаточно ликвидности. Для ЕМН важным показателем эффективности рынка является объем торгов. Однако самые крупные крахи на рынке происходили тогда, когда наряду с высоким объемом торгов имела место низкая ликвидность. Низкая ликвидность может быть охарактеризована как несбалансированный объем торговли [31, 91]. Таким образом, объяснение крахов на рынке с точки зрения ЕМН становится затруднительным. Эти явления – результат множества сложных взаимодействий внешних и внутренних процессов на рынке, пренебрежение катастрофами на рынке делает любой прогноз несостоятельным.

Рассмотрим критические точки как точки изменения тренда, индикаторы аварий или просто заметных ценовых изменений вверх или вниз. Предположим, что до критического события внутренняя динамика финансовых временных рядов радикально меняется. А именно, временной ряд становится в некотором смысле более регулярным. Это предположение основано на гипотезе фрактального рынка Э. Петерса [31, 91]. Она состоит из некоторых утверждений:

1. Рынок стабилен, когда он состоит из инвесторов, охватывающих большое количество инвестиционных горизонтов. Это гарантирует достаточную для трейдеров ликвидность.

2. Информационное множество больше связано с настроением рынка и техническими факторами в краткосрочной перспективе, чем в более долгосрочной перспективе. По мере увеличения инвестиционных горизонтов доминирует более долговременная фундаментальная информация. Таким образом, изменения цены могут отражать информацию, важную только для этого инвестиционного горизонта.

3. Если происходит событие, которое ставит под сомнение действительность фундаментальной информации, долгосрочные инвесторы либо прекращают участие на рынке, либо начинают торговать на основании краткосрочного информационного множества. Когда общий инвестиционный горизонт рынка сокращается до однородного уровня, рынок становится нестабильным. Нет долгосрочных инвесторов, чтобы стабилизировать рынок, предлагая ликвидность краткосрочным инвесторам.

4. Цены отражают сочетание краткосрочной технической торговли и долгосрочной фундаментальной оценки. Таким образом, вероятно, что краткосрочные изменения цен будут более волатильными или "более шумными", чем долгосрочные. Основная тенденция на рынке отражает изменения в ожидаемом доходе на основании изменяющейся экономической

среды. Краткосрочные тенденции, более вероятно, являются результатом поведения толпы. Нет причин полагать, что длина краткосрочных тенденций связана с долгосрочной экономической тенденцией.

5. Если ценная бумага никак не связана с экономическим циклом, то не будет никакой долгосрочной тенденции. Будут доминировать торговля ценными бумагами, ликвидность и краткосрочная информация.

В отличие от гипотезы эффективного рынка гипотеза фрактального рынка говорит, что информация оценивается согласно инвестиционному горизонту инвестора. Поскольку различные инвестиционные горизонты оценивают информацию по-разному, распространение информации также будет неравным. В любой конкретный момент времени цены не могут отражать всю имеющуюся информацию, они могут отражать только ту информацию, которая важна для этого инвестиционного горизонта.

Другими словами, широкий спектр инвестиционных горизонтов есть причина мультифрактальности активов. Количественно это можно оценить при помощи специального прогнозного индикатора – этот показатель в обычной ситуации характеризуется низким значением. Большие движения актива или рынка в целом сопряжены с резким сокращением спектра инвестиционных горизонтов, это приводит к более «гладкому» поведению временного ряда. Это, в свою очередь, приводит к резкому росту прогнозного показателя, который реагирует на изменение гладкости временных рядов. Таким образом из вычисления прогнозного индикатора можно сделать предположение о возникновении критических точек в будущем.

Фрактал - геометрическая форма, которая может быть разделена на части, каждая из которых - уменьшенная версия целого. В финансах эта концепция – не беспочвенная абстракция, а теоретическая переформулировка практической рыночной поговорки - а именно, что движения акции или валюты внешне похожи, независимо от масштаба времени и цены. Наблюдатель не может

сказать по внешнему виду графика, относятся ли данные к недельным, дневным или же часовым изменениям. Известно правило первого месяца, согласно которому, как утверждают некоторые биржевые аналитики, как дела на бирже идут в первый месяц, примерно так же они будут идти в течении всего года. Это качество определяет диаграммы как фрактальные кривые и делает доступными многие мощные инструменты из математического и компьютерного анализа.

"Неровность" графика, или усредненная амплитуда колебаний, волатильность - является оценкой "стабильности" того или иного рыночного процесса. Однако, как выяснилось в работах Э. Петерса и Р.М. Кроновера [24, 89-91], рядом с критической точкой Гауссов закон не соблюдается: колебания разной силы становятся равновероятными, а график оказывается фракталом или "самоподобной кривой": он сам и любой его фрагмент статистически одинаковы, а волатильность перестает быть содержательной характеристикой. Для таких объектов фрактальная размерность является показателем сложности кривой, связанной с общим трендом изменений процесса.

Вопрос применения фрактального анализа к исследованию стабильности отдельных предприятий в рамках анализа рисков инвестирования и кредитования на данный момент не проработан в достаточной степени. Это может быть связано с использованием распространенных методик оценки риска, регламентированными процедурами, недостаточностью в некоторых случаях количества измерений, а также недоверием к новаторским методикам. Очевидно, что данные временных рядов внутренних показателей предприятий схожи с данными временных рядов котировок акций, что дает основание полагать их фрактальную природу. Более того, в выручке тоже содержится информация, влияющая на стоимость акции компании на финансовом рынке. Таким образом, можно предположить зависимость между фрактальной размерностью и степенью стабильности предприятия. В данной работе проведен анализ внутренних показателей предприятий (выручки) при помощи инструментов оценки степени фрактальности временного ряда, а также

выявлена связь между показателем рентабельности и фрактальной размерностью.

Использование мультифрактального анализа для исследования финансовых рынков в зарубежной научной среде встречается чаще, чем в отечественных исследованиях, однако, интерес к этой теме с каждым годом растет. Мультифракталы хорошо подходят для описания экономической системы в динамике, индикаторы и специальные показатели мультифрактального анализа изменяются во времени, как и сам ряд финансовых данных. Это свойство позволяет не только анализировать текущее состояние системы, но и делает возможным разработку предиктивных индикаторов. В данном диссертационном исследовании разработан алгоритм мультифрактального анализа и методика определения критических точек по котировкам акций на фондовом рынке.

2.3. Особенности применения методик изучения свойств фрактальности к экономическим системам: основные понятия

Основой теории фракталов являются два свойства объекта. Первое свойство – самоподобие. Оно означает, что части в некотором роде связаны с целым. Это свойство самоподобия делает фрактал масштабно-инвариантным. Фрактальные зависимости имеют вид прямой на графиках, где обе оси имеют логарифмический масштаб. Модели, описываемые таким образом должны использовать степенную зависимость (вещественное число, возведенное в степень). Эта особенность масштабирования по степенному закону является вторым свойством фракталов, фрактальной размерностью, которая может описывать либо физическую структуру, такую как легкое, либо временной ряд.

Фрактальный анализ – это метод выявления единого численного параметра для характеристики временного ряда. Этот параметр называется фрактальной размерностью. Фрактальная размерность D , или D_f (Хаусдорфова

размерность) – дробная метрическая размерность, присущая фрактальным структурам. Чаще всего определяется степенной зависимостью между каким либо параметром объекта (длиной границы, ребром куба, числом зерен фазы) и параметром масштаба (например, ячейка квадратной сетки 2x2, 3x3 и т.п.), на котором ведется изучение. Фрактальная размерность определяется из соотношения:

$$D = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln N}{\ln \delta}$$

где N – параметр структуры (мера);

δ - параметр масштаба;

D - фрактальная размерность.

График зависимости $\ln N(\delta)$ от $\ln \delta$ - прямая линия с угловым коэффициентом – D .

По Мандельброту, для фрактальных объектов фрактальная размерность должна быть больше топологической.

$$D > d_t$$

Неравенству можно придать определенный физический смысл. Оно характеризует усложнение множества. Если это кривая, с топологической размерностью равной 1, то кривую можно усложнить путем бесконечного числа изгибов и ветвлений до такой степени, что ее фрактальная размерность приблизится к двум. То есть кривая, состоящая из линий размерностью 1, как целостный объект не сможет существовать вне плоскости. По существу определения фрактальная размерность отражает свойство масштабной инвариантности рассматриваемого множества.

В основе фрактального анализа временного ряда экономических показателей лежит обработка масштабированием или скейлингом [24] фрактального объекта при наложении на него набора геометрических носителей с различным размером ячейки.

Геометрическим носителем чаще всего является сетка с квадратными ячейками, но иногда удобнее пользоваться более сложными носителями (круг, шар, куб).

Есть несколько методов определения фрактальной размерности для временного ряда.

Первый метод - классический клеточный способ, когда график накрывают серией сеток и определяют фрактальную размерность точно так же, как и для геометрических фракталов. Рассмотрим сетку, покрывающую весь фрактал.

Ее узлы будем называть ячейками. Каждую ячейку, имеющую с фракталом непустое пересечение, будем считать за одну точку. Ясно, что эта схема реализуется при графическом выводе фрактала на экран РС как массива пикселей. В данном методе подсчитывается число ячеек P , необходимых для покрытия фрактала в каждом случае разбиения сеткой. Подсчет производится только по непустым ячейкам. Полученные значения в логарифмических координатах $\ln P - \ln l$ - это прямая с углом наклона, равным фрактальной размерности D .

$$\ln P(l) = \text{const} - D \cdot \ln l \quad (2.3.1)$$

Для подсчета фрактальной размерности более корректным - точечным - методом генерируют вероятностную меру $N(l, q)$, которую далее используют аналогично параметру $P(l)$ в методе клеток. Вероятностная мера $N(l, q)$ позволяет учитывать степень заполнения каждой клетки точками фрактала, а также вклад по-разному заполненных клеток в общее количество клеток, покрывающих фрактал.

Сформированная таким способом мера характеризуется целым набором показателей:

- Показатель массы $\tau(q)$ - определяет, по какому степенному закону изменяются в зависимости от размера ячейки l вероятности $N(l, q)$.

- q - порядок момента. Выбор больших значений q способствует повышению вклада ячеек с большими значениями вероятностей (т.е. ячеек, содержащих больше точек фрактала). Наоборот, выбор меньших q способствует повышению вклада ячеек с относительно малыми значениями меры N на ячейке.

Заметим, что выбирая $q=0$, получаем $N(l,q)=1$. Следовательно, $N(q=0, l) = P(l)$ – это просто число клеток, покрывающих фрактал, а $\tau(0)=D$ есть фрактальная размерность множества. Таким образом, при $q=0$ метод точек сводится к клеточному методу.

Второй способ для исследования фрактальных временных рядов был предложен Бенуа Мандельбротом и базируется на исследованиях, проведенных английским ученым Херстом, и носит название R/S метода. Для калибровки временных измерений Херст ввел безразмерное отношение посредством деления размаха на стандартное отклонение наблюдений R/S. Этот способ анализа стали называть методом нормированного размаха или R/S-анализом [29]. R/S-анализ является процессом, который требует переработки большого количества данных.

Как известно, показатель Херста H определяется на основе предположения, что усредненный по времени модуль разности значений функции $f(t)$ связан с δ :

$$|f(t+\delta) - f(t)| \sim \delta^H \text{ при } \delta \rightarrow 0, \quad (2.3.2)$$

Как уже отмечалось, если $f(t)$ реализация гауссовского случайного процесса, то показатель H связан с размерностью D , а следовательно и с индексом μ , соотношением:

$$H = 2 - D_\mu = 1 - \mu \quad (2.3.3)$$

Как указывается в [37], индекс μ вычисляется на порядок более точно, чем показатель Херста H в подавляющем большинстве случаев.

В работах Старченко Н.В. доказано, что при $H = 0,5$ ($D = 1,5$) временной ряд является винеровским процессом или коричневым шумом. Основным свойством этого процесса является отсутствие памяти: следующее приращение временного ряда не зависит от всех предыдущих.

$0,5 < H < 1,0$ подразумевает персистентный временной ряд, который характеризуется эффектами долговременной памяти. Теоретически, то, что происходит сегодня, воздействует на будущее. В терминах хаотической динамики существует чувствительная зависимость от начальных условий. Такая долговременная память имеет место независимо от масштаба времени. Все ежедневные изменения соотнесены со всеми будущими ежедневными изменениями; все еженедельные изменения соотнесены со всеми будущими еженедельными изменениями. Кроме того, в работах Старченко Н.В. показано, что при соответствующем уровне H и D процесс называется розовым шумом. В таких процессах существует «отрицательная» память: если в прошлом наблюдалось положительное приращение, то в будущем с высокой вероятностью будет наблюдаться отрицательное и наоборот.

$0 < H < 0,5$ означает антиперсистентность, процесс называется черным шумом и обладает «положительной» памятью: если в прошлом наблюдалось положительное приращение, то в будущем с высокой вероятностью будет также наблюдаться положительное и наоборот. Такая система проходит меньшее расстояние, чем случайная система. Чтобы система прошла меньшее расстояние, она должна меняться чаще, чем вероятностный процесс [31].

И третьим является способ, основанный на изменении длины кривой в зависимости от масштаба. Если кривая близка к фрактальной, то с уменьшением масштаба длина кривой будет возрастать степенным образом. Метод минимального покрытия, детально разработанный в трудах [8] позволяет

характеризовать локальную динамику процесса. Для этого сужается репрезентативный масштаб до значений, где временной ряд не меняет своего поведения, определяется локальная фрактальная размерность (авторы называют ее размерность минимального покрытия). Чтобы связать локальную динамику соответствующего процесса с фрактальной размерностью временного ряда необходимо определить размерность D локально. Для этого находится последовательность аппроксимаций, которая при фиксированном δ была бы в некотором смысле оптимальной. Для площади аппроксимаций $S(\delta)$:

$$S(\delta) \sim \delta^{2-D} \text{ при } \delta \rightarrow 0 \quad (2.3.4)$$

Действительно, для той же функции $y = f(t)$ график покрывается прямоугольниками таким образом, чтобы это покрытие было минимальным по площади в классе покрытий прямоугольниками с основанием δ . Тогда высота прямоугольника на отрезке $[t_{i-1}, t_i]$ будет равна амплитуде $A_i(\delta)$, которая является разностью между максимальным и минимальным значением функции $f(t)$ на этом отрезке.

Вводится величина μ , названная индексом фрактальности и связанная с фрактальной размерностью соотношением $\mu = D_\mu - 1$. При этом, размерность D_μ называется размерностью минимального покрытия. В этой же работе показано, что для реальных фрактальных функций минимальные и клеточные покрытия близки, хотя и могут давать различные приближения величины $S(\delta)$ к асимптотическому режиму.

Показано, что эта функция является индикатором локальной стабильности временного ряда: чем больше значение μ , тем стабильнее ряд [23].

Особое значение фрактального анализа временных рядов в том, что он учитывает поведение системы не только в период измерений, но и его предысторию.

Для фрактальных временных рядов на интервале $t_0 < t < T$ размах параметра R зависит от времени t степенным образом:

$$R(\tau) = \max_{1 \leq t \leq \tau} B(t) - \min_{1 \leq t \leq \tau} B(t)$$

$$R(t) = R(t_0) \left(\frac{t}{t_0} \right)^{2-D}$$

где: D - фрактальная размерность временного ряда. Исходя из данного выражения можно предсказать возможное значение размаха интересующего параметра в будущем.

Фрактальная размерность является показателем сложности кривой. Анализируя чередование участков с различной фрактальной размерностью и тем, как на систему воздействуют внешние и внутренние факторы, можно научиться предсказывать поведение системы. И что самое главное, диагностировать и предсказывать нестабильные состояния.

Существенным моментом развиваемого нами подхода является наличие критического значения фрактальной размерности временной кривой, при приближении к которому система теряет устойчивость и переходит в нестабильное состояние и параметры либо быстро возрастают, либо убывают, в зависимости от тенденции, имеющей место в данное время.

Это хорошо видно, если анализировать динамику курса доллара по отношению к российскому рублю во время кризиса 1998 года. Она изображена на Рис (2.3.1). Проследив изменение динамики фрактальной размерности временного ряда, можно заметить резкий подъем фрактальной размерности непосредственно перед скачком курса доллара. То есть фрактальная размерность определенной величины может использоваться как индикатор кризиса или "флаг" катастрофы.

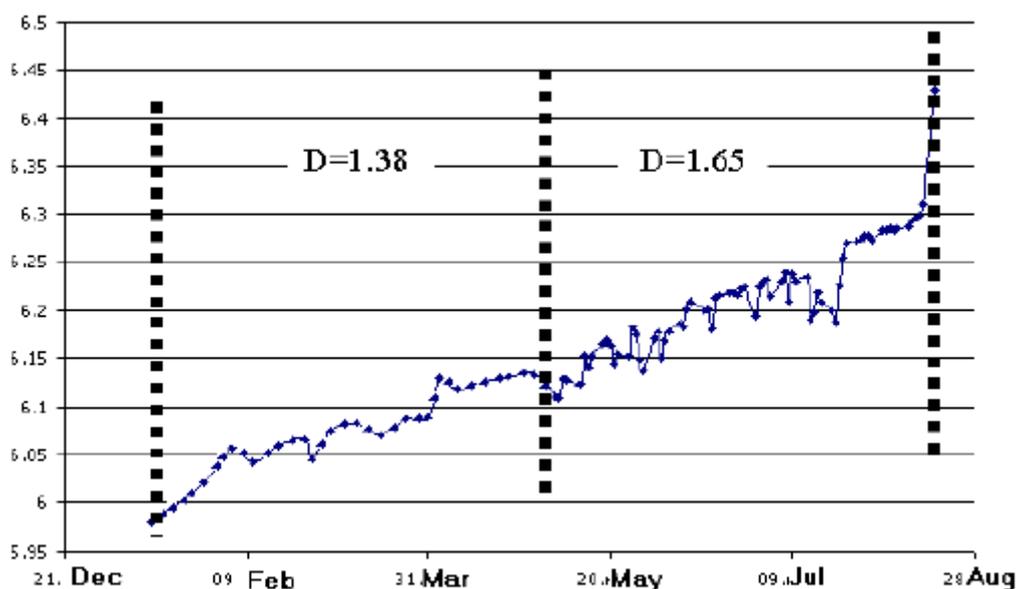


Рис.2.3.1. Динамика курса доллара по отношению к российскому рублю во время кризиса 1998 года

Анализ экспериментальных данных показывает, что линия тренда для временного ряда может быть хорошо описана уравнением:

$$\bar{y}(t) = \bar{y}(t_0) + \frac{K_f(t_0)(t-t_0)}{(D-D_0)^\beta}$$

где $y(t)$ - среднее значение величины за период, предшествующий прогнозируемому; K_f и β - коэффициенты, t_0 - период времени, предшествующий прогнозируемому, t - время, на которой делается прогноз, D_0 - фрактальная размерность на периоде предыдущем прогнозируемому.

В работах С. Цветкова установлено, что величина фрактальной размерности может служить индикатором количества факторов, влияющих на систему. При фрактальной размерности менее 1.4 на систему влияет одна или несколько сил, двигающих систему в одном направлении. Если размерность около 1.5, то силы, действующие на систему, разнонаправлены, но более или менее компенсируют друг друга. Поведение системы в этом случае является стохастическим и хорошо описывается классическими статистическими

методами. Если же фрактальная размерность значительно более 1.6, система становится неустойчивой и готова перейти в новое состояние.

Цветковым была рассмотрена динамика биржевого индекса Доу-Джонса. Она показана на рис. 2.3.2 Там же представлена среднегодовая фрактальная размерность временного ряда этого биржевого индекса. Во время достаточно стабильных периодов и медленных подъемов фрактальная размерность временного ряда оставалась достаточно невысокой, в то время как в периоды кризисов суммарная фрактальная размерность возрастала.

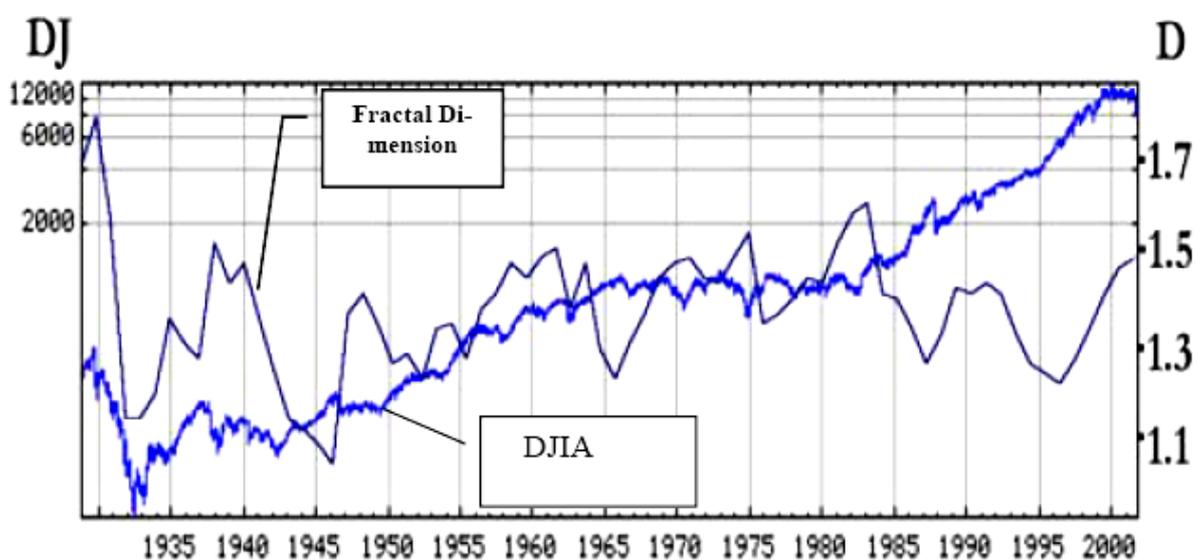


Рис.2.3.2. Динамика биржевого индекса Доу-Джонса DJIA и среднегодовая фрактальная размерность **Fractal Dimension** временного ряда этого биржевого индекса

Естественно это общие закономерности и для каждой системы надо устанавливать конкретные закономерности факторов влияния.

Классические финансовые модели предсказывают, что критические события должны происходить крайне редко. Как правило, они базируются на вероятности, вычисляемой по Гауссу или Пуассону. При этом существенно занижается вероятность критических событий.

Краеугольный камень финансов - современная портфельная теория (portfolio theory), которая пытается максимизировать отдачу для данного уровня риска [78]. Математика, лежащая в основе портфельной теории, обращается с

чрезвычайными ситуациями с некоторым пренебрежением: она считает большие рыночные изменения слишком маловероятными. На наш взгляд она недооценивает формирующее влияние кризисов на систему.

2.4. Особенности использования мультифрактальных характеристик для экономических систем: основные понятия

Среди известных мультифрактальных методов особая роль отводится подходам, основанным на изучении локальной закономерности финансовых временных рядов. Обычно для того, чтобы изучить местную закономерность, строятся различные специальные показатели. Методы мультифрактального анализа используют некоторые общие понятия, такие как обобщенная фрактальная размерность и спектр обобщенных фрактальных размерностей. Остановимся на них.

Обобщенная фрактальная размерность может быть вычислена при помощи уже использовавшегося в разделе фрактального анализа клеточного метода. Покроем множество сеткой с размером ячейки ε , каждой ячейке будет соответствовать показатель массы $\mu_i(\varepsilon)$. Например, если множество состоит из изолированных точек, масса $\mu_i(\varepsilon)$ – это отношение количества точек, принадлежащих i -ой ячейке, к общему количеству точек множества. Показатель массы определяет, по какому степенному закону изменяются вероятности принадлежности точки к данной ячейке. В случае монофрактала все ячейки из покрытия будут содержать одинаковое количество точек и, следовательно, заполняемость ячеек будет одинаковой. Для мультифрактальных структур массы $\mu_i(\varepsilon)$ могут быть определены в каждом случае индивидуально. Обобщенную статистическую сумму всех масс, характеризующуюся

показателем q , можно получить с помощью условия [64]:

$$Z(q, \varepsilon) = \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} \mu_i(\varepsilon)^q, q \in (-\infty; +\infty), \text{ где}$$

$N(\varepsilon)$ – число ячеек, покрывающих фрактал,

q – порядок момента. Выбор больших значений способствует повышению вклада ячеек с большими значениями вероятностей (т.е. ячеек, содержащих больше точек фрактала). Наоборот, выбор меньших значений способствует повышению вклада ячеек с относительно малыми значениями вероятностной меры.

Спектром обобщенных фрактальных размерностей Реньи, характеризующих распределение точек в некоторой области E называется совокупность величин:

$$D_q = \frac{\tau(q)}{q-1}, \text{ где}$$

$\tau(q)$ - масштабирующая функция, которая определяется отношением:

$$\tau(q) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln(Z(q, \varepsilon))}{\ln \varepsilon}$$

Таким образом, обобщенная фрактальная размерность D_q может быть представлена следующим соотношением:

$$D_q = \frac{\tau(q)}{q-1} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{1}{q-1} \cdot \frac{\ln \left(\sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} \mu_i(\varepsilon) \right)}{\ln \varepsilon}$$

Заметим, что при $q = 0$, множество является монофракталом и функция $\tau(q)$ линейная [64].

Для характеристики мультифрактального множества используют так называемую **функцию мультифрактального спектра $f(\alpha)$** (спектр сингулярностей мультифрактала) к которой вполне применим термин

«фрактальная размерность». Величина $f(\alpha)$ равна хаусдорфовой размерности однородного фрактального подмножества из исходного множества, которое дает доминирующий вклад в некоторую статистическую сумму. Величина α – это показатель Гёльдера-Липшица для мультифрактального множества. С помощью преобразований Лежандра перейдем от переменных $\tau(q)$ и q к переменным $f(\alpha)$ и α [70]:

$$\alpha = \frac{d\tau}{dq}, f(\alpha) = q \frac{d\tau}{dq} - \tau(q),$$

$$q = \frac{df}{d\alpha}, \tau(q) = \alpha \frac{df}{d\alpha} - f(\alpha).$$

Существует несколько подходов к определению показателя Гёльдера. В данной работе использован подход, основанный на определении **полуноормы Гёльдера**.

Пусть на некотором множестве $E \subset R$ задана функция $f: E \rightarrow R$, такая, что для любых $x, y \in E$ и некоторых констант $\alpha: 0 < \alpha \leq 1$ и $A > 0$ выполняется неравенство:

$$|f(x) - f(y)| \leq A|x - y|^\alpha$$

В случае $\alpha=1$ последнее неравенство принято называть условием Липшица, в случае $0 < \alpha < 1$ - условием Гёльдера. Полуноорму Гёльдера, справедливую для ограниченной и определенной на множестве E функции, можно записать следующим образом:

$$C_\alpha = \sup_{x,y \in E} \frac{|f(x)-f(y)|}{|x-y|^\alpha}, 0 < \alpha < 1 \quad (2.4.1)$$

Пусть $f(x)$ удовлетворяет условию Гёльдера с показателем α на множестве E . Тогда:

$$\begin{cases} C_\beta = 0, \text{ если } \beta < \alpha, \\ 0 < C_\beta < +\infty, \text{ если } \beta = \alpha, \\ C_\beta = +\infty, \text{ если } \beta > \alpha. \end{cases}$$

Отсюда видно, что существует такое значение β ($0 < C_\beta < +\infty$), совпадающее с показателем Гёльдера α . На основании равенства (2.4.1) возьмем $0 \leq \beta \leq 1$, таким образом величина β совпадет с показателем Гёльдера α [70].

Рассмотрим особенности определения показателя Гёльдера подробно. Пусть переменная t принимает значения из интервала $[0,1]$: $t_i = i/N$, $i = \overline{1..N}$. Пусть в точках t_i функция f принимает значения X_i . Таким образом получим временной ряд $\{X_i\}_{i=1}^N$. Также важно определить шаг приращения параметра β . Для этого зафиксируем натуральное число n , такое что $\Delta\beta = \frac{1}{n}$ и введем $\beta_k = \frac{k}{n}$, $k = \overline{0..n}$. Тогда равенство (2.4.1) принимает вид:

$$C(\beta) = \max_{i,j=\overline{1..N}, i \neq j} \frac{|x_i - x_j|}{|t_i - t_j|^\beta}, \beta = \beta_k, k = \overline{1..n} \quad (2.4.2)$$

Для того, чтобы изучить поведение $C(\beta_k)$ для различных значений k введем величину:

$$\bar{k}: |\alpha - \beta_{\bar{k}}| = \min_{k=\overline{1..n}} |\alpha - \beta_k|,$$

Где α – показатель Гёльдера для функции f . Это означает, что $\beta_{\bar{k}}$ является лучшей аппроксимацией α среди всех значений β_k . Выразив $C(\beta_k)$ через $C(\beta_{\bar{k}})$ получим следующее соотношение [70]:

$$C(\beta_k) = C(\beta_{\bar{k}}) \cdot \max_{i,j=\overline{1..N}, i \neq j} \frac{1}{|t_i - t_j|^{\beta_k - \beta_{\bar{k}}}} \quad (2.4.3)$$

Если $k < \bar{k}$, значит $\beta_k < \beta_{\bar{k}}$, тогда для достаточно больших n и N величина

$$\max_{i,j=1..N, i \neq j} \frac{1}{|t_i - t_j|^{\beta_k - \bar{\beta}_k}},$$

и, соответственно, величина $C(\beta_k)$ будет близка к нулю. Чем меньше мы берем k , тем ближе к нулю $C(\beta_k)$. Если же взять $k > \bar{k}$, тогда $C(\beta_k)$ будет значительно больше единицы для достаточно больших n и N . Величина $C(\beta_k)$ возрастает с увеличением k . При переходе от $k = \bar{k} - 1$ до $k = \bar{k} + 1$ функция $C(\beta_k)$ характеризуется резким скачком. Вид функции $C = C(\beta_k)$ отображен на рис. 2.4.1 сплошной линией [70].

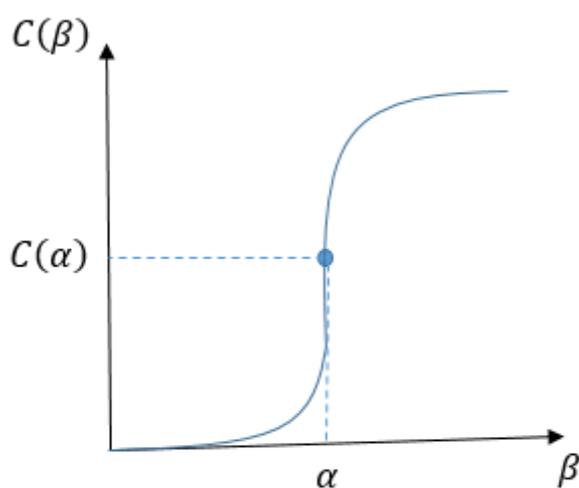


Рис. 2.4.1 Характер функции $C(\beta)$.

Рассмотрим поведение функции $C(\beta_k)$ на примере спектра фрактальных размерностей финансовых временных рядов.

Для этого возьмем ряд ежедневных котировок RTSog (ПТС нефть и газ) за период с 01.10.2007 по 01.12.2009, всего 560 измерений. Таким образом, показатель $n = 560$, и пусть показатель $\beta_k = \frac{k}{n}$ принимает значения от $1/560$ до $560/560$. Находим $C(\beta_k)$ для каждого β_k при помощи равенства (2.4.3) и получаем искомый спектр обобщенных фрактальных мер (рис. 2.4.2):

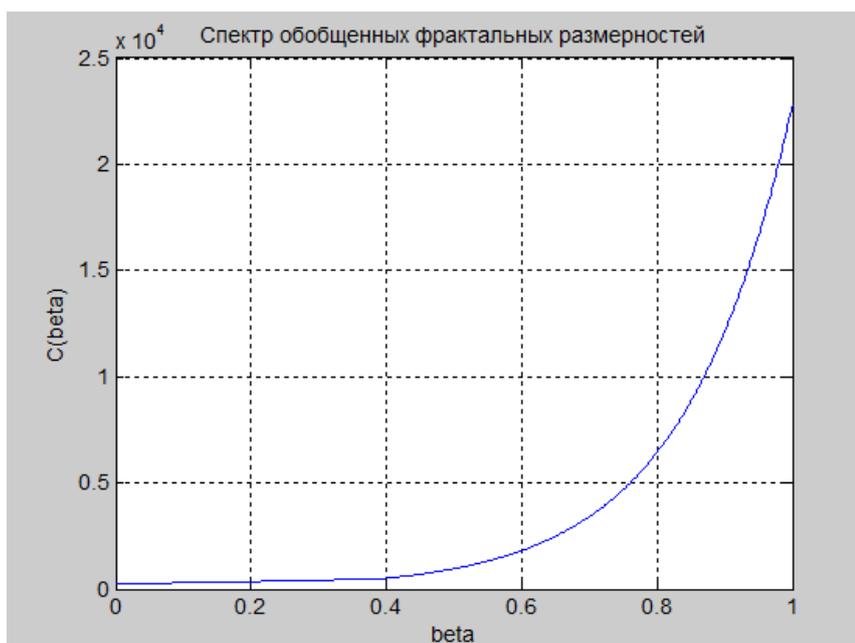


Рис. 2.4.2. Спектр обобщенных фрактальных размерностей для финансового ряда котировок RTSog.

Аналогично был проведен анализ финансовых временных рядов котировок акций компании Роснефть (ROSN), результаты представлены на рис. 2.4.3:

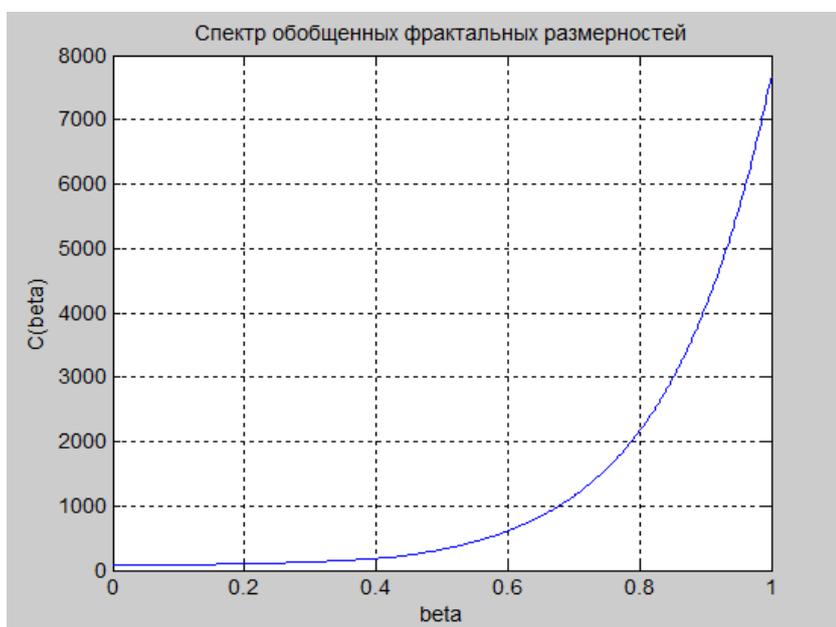


Рис. 2.4.3. Спектр обобщенных фрактальных размерностей для финансового ряда котировок ROSN.

Анализ спектров фрактальных размерностей временных рядов показал, что при построении спектров фрактальных мер нельзя четко определить искомую точку скачка функции, т.е. точку, которую можно считать показателем Гёльдера для данного временного ряда. Таким образом, определение показателя Гёльдера для финансовых временных рядов затрудняется. Эта проблема была решена, например, в работе [72] путем применения локальных показателей Херста и вейвлет-преобразований для анализа краха фондового рынка 1987 года. Аналогично в работе [65] вместо локальных показателей Гёльдера были использованы локальные показатели Херста для проведения анализа финансовых временных рядов. Исследуя индексы DJIA, FTSE, N225 и HSI в [53] была применена методика мультифрактального процесса со случайным показателем (MPRE), впервые представленная в 2005 году в [50]. Однако, в 2008 году [70] был разработан алгоритм вычисления модифицированного локального показателя Гёльдера (MPHE), который мы возьмем за основу для целей определения прогнозного показателя в данной работе, немного его изменив.

2.5. Описание выбранных для анализа показателей деятельности предприятий и котировок акций на фондовом рынке

Данные для анализа стабильности предприятия. Одним из важнейших институтов рыночной системы является фондовая биржа, на которой происходит купля-продажа акций и облигаций акционерных обществ, а также облигаций государственных займов. Через биржу мобилизуются средства для инвестиций в основной капитал промышленности.

Биржевые индексы (формируемые на основе курсов цен акций ведущих компаний) рассматриваются обычно в качестве основных индикаторов

("барометров") экономической конъюнктуры. Временные ряды котировок акций удобны для тестирования фрактального метода тем, что содержат достаточно большое количество измерений. Для анализа динамики котировок был выбран временной ряд по данным VFM service, статистика охватывала интервал с 1999 по 2008 год включительно. Важно было рассматривать данные разного характера: показатели, отличающиеся стабильностью и показатели с высокой степенью неустойчивости. На рис. 2.5.1 показан различный характер поведения котировок выбранного временного ряда Лукойл.

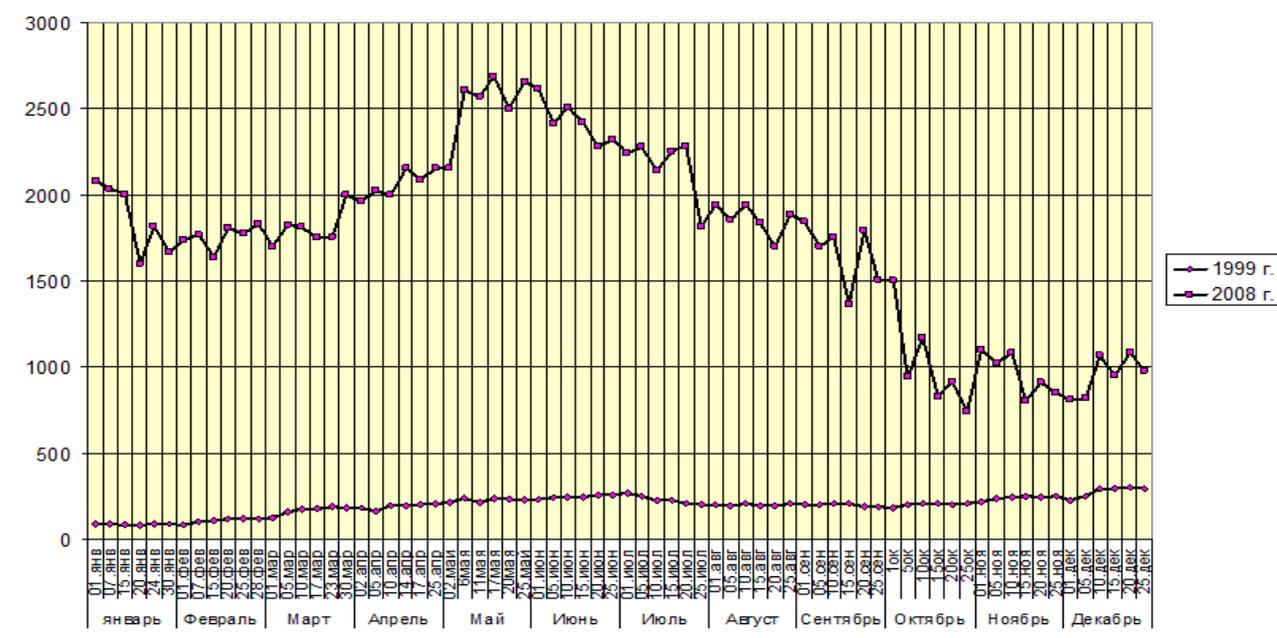


Рис.2.5.1. Сравнение динамики котировок акций Лукойл на ММВБ в 1999г. и в 2008 г.

Одной из ключевых задач данной работы является анализ стабильности деятельности конкретных предприятий. Для проведения исследования были выбраны финансовые показатели компаний, действующих на рынке производства и обслуживания нефтегазодобывающего комплекса и сопоставимых по масштабам производства. Это такие предприятия, как ОАО «Самарский резервуарный завод», ОАО «Волгабурмаш», ОАО «Алнас», ОАО «Нефтебур», ОАО «Нытва», ОАО «Ижнефтемаш».

Из спектра финансовых показателей наиболее целесообразно выбирать те, по которым статистика временного ряда охватывала бы интервал не менее 7-10 лет, с общим количеством измерений от 500. Такими показателями являются, например, ежемесячная выручка, рентабельность и т.д.

На рис. 2.5.2 – 2.5.4 приведены примеры временных рядов выручки для исследуемых предприятий.



Рис.2.5.2. Динамика выручки ОАО «Самарский резервуарный завод» за период 2000 - 2009 гг.



Рис.2.5.3. Динамика выручки ОАО «Нытва» за период 2002 - 2009 гг.



Рис.2.5.4. Динамика выручки ОАО «Нефтебур» за период 2002 - 2009 гг.

Данные для прогнозирования критических точек рядов котировок акций на фондовом рынке. Фондовый рынок как часть финансового рынка в России начал динамично развиваться лишь после возобновления роста российской экономики в начале 2000-х годов. Тем не менее, объем накопившейся статистики показателей достаточен для проведения анализа при помощи мультифрактальных инструментов. Более того, методика, предложенная в данной работе, хорошо показывает себя и на относительно небольших выборках (от 200 показателей). Для проведения мультифрактального анализа, целью которого является определение критических точек, было важно отобрать участки котировок с разным характером их поведения – должны присутствовать как спокойные предкризисные периоды, так и резкие перепады и скачки котировок. Исходя из этого часть временных периодов содержала период кризиса 2008 года (анализированы данные с 2007 по 2012 гг), часть периодов была выбрана исходя из последних временных данных (2012 – 2014 гг). Источником данных

послужила база данных с сайта finam.ru. В табл. 2.5.1. представлены характеристики данных, взятых для проведения анализа.

Таблица 2.5.1.

Характеристика данных для проведения мультифрактального анализа

Наименование анализируемого ряда	Количество "критических точек"	Начало периода	Конец периода
RTS oil / gas	8	01.10.2007	30.12.2009
LKOH	14	01.10.2007	29.02.2012
Аэрофлот	9	01.10.2012	22.12.2014
Gazp	16	02.10.2006	01.03.2012
MFON	19	28.11.2012	01.12.2014
MTS	7	02.10.2006	02.11.2012
ROSN	12	01.10.2012	22.12.2014
Rushydro	11	01.10.2012	22.12.2014
Sberbank	13	01.10.2012	22.12.2014
VTB	11	01.10.2012	22.12.2014

На рис. 2.5.5 приведен пример временного ряда индекса RTS oil / gas с 01.10.2007 по 18.12.2009.

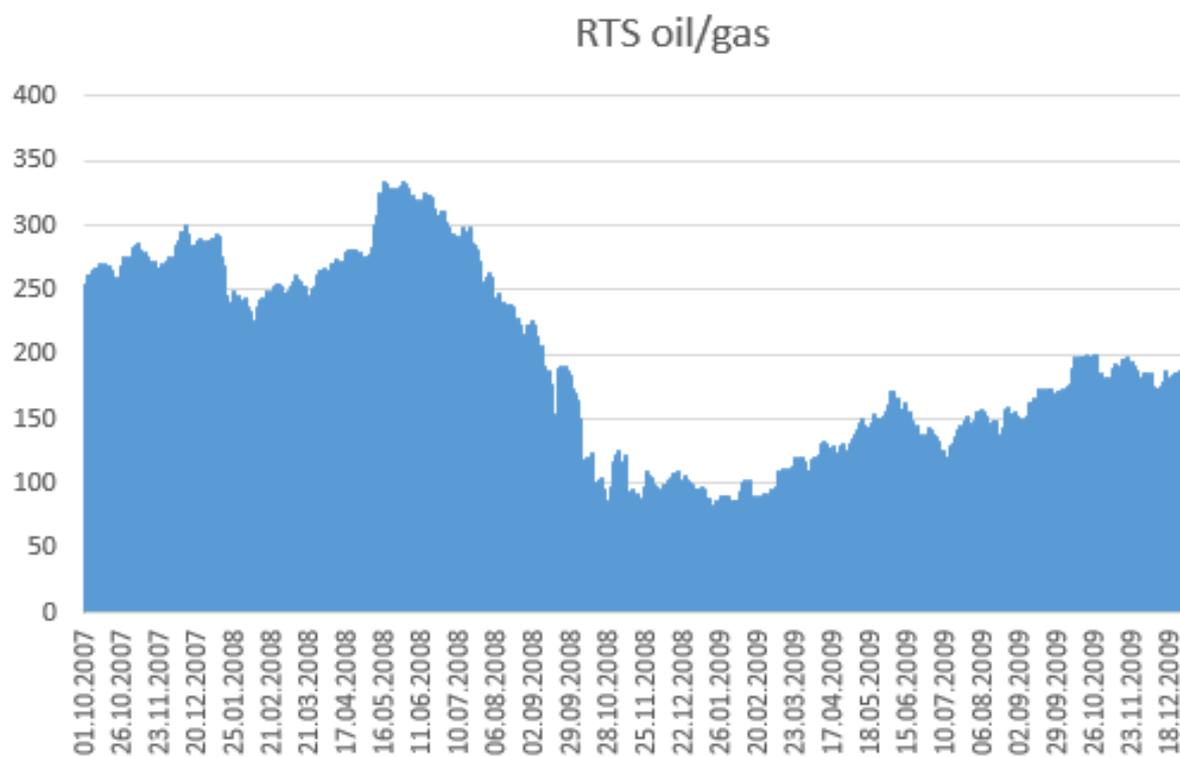


Рис. 2.5.5. Временной ряд индекса RTS oil / gas с 01.10.2007 по 18.12.2009.

2.6. Алгоритм фрактального анализа для исследования временных рядов микроэкономических показателей

Для проведения анализа фрактальных свойств финансовых показателей разработан алгоритм, подходящий как для анализа котировок акций на финансовых рынках, так и для анализа внутренних показателей предприятия. Алгоритм не требует обширного количества измерений, что упрощает его и адаптирует к применению в области анализа рисков с использованием таких показателей, как выручка.

Фрактальная мера представляется взаимосвязанными фрактальными подмножествами, изменяющимися по степенному закону с различными показателями. Например, для временных рядов экономических показателей мерой может служить плотность распределения участков пилообразной линии котировок на прямоугольной сетке, покрывающий данный временной отрезок.

Плотность распределения удобнее вычислять, подсчитывая число клеток P , необходимых для покрытия фрактала (линии котировок). Подсчет производится только по непустым клеткам. Для получения взаимосвязанных фрактальных подмножеств требуется не одна сетка, а набор сеток с различным размером ячейки (2x2, 4x4, 8x8 и т.д.). Плотность распределения линии котировок на каждой сетке связана с размером ячейки этой сетки степенным соотношением. Из этого соотношения можно вычислить фрактальную размерность объекта D_f .

Фрактальная размерность плоских фракталов, к которым относятся изображения линий котировок, является дробной величиной, изменяющейся в пределах от 1 (геометрическая размерность линии на плоскости) до 2 (геометрическая размерность неполой фигуры на плоскости, например, квадрата).

При фрактальном описании динамики котировок экономических показателей алгоритм, реализованный программными средствами MATLAB, заключался в следующем [24]:

1. Дискретная аппроксимация исследуемых рядов: разбиение соответствующих бинарных изображений квадратной сеткой, состоящей из одинаковых ячеек, и присвоение ячейкам, приходящимся на однофазную область, значений "0", а на область, содержащую линию временного ряда – значений "1". Таким образом, исходное оцифрованное изображение структуры представляло собой матрицу, состоящую из нулей и единиц.

2. Обработка полученных массивов цифровых значений (матриц), путем разбиения матриц на более крупные ячейки с размерами $L_k \times L_k$ ($k=1 \dots 32$).

3. Построение для каждого разбиения характеристической меры в виде вероятности распределения единиц P_i , необходимых для покрытия временного ряда.

4. Аппроксимация зависимостей $\ln(P_i)$ от $\ln(L_k)$ методом наименьших квадратов и определение фрактальных размерностей D_f , из соотношения 2.6.1:

$$P_i = \text{const} \cdot (L_k)^{-D} \quad (2.6.1)$$

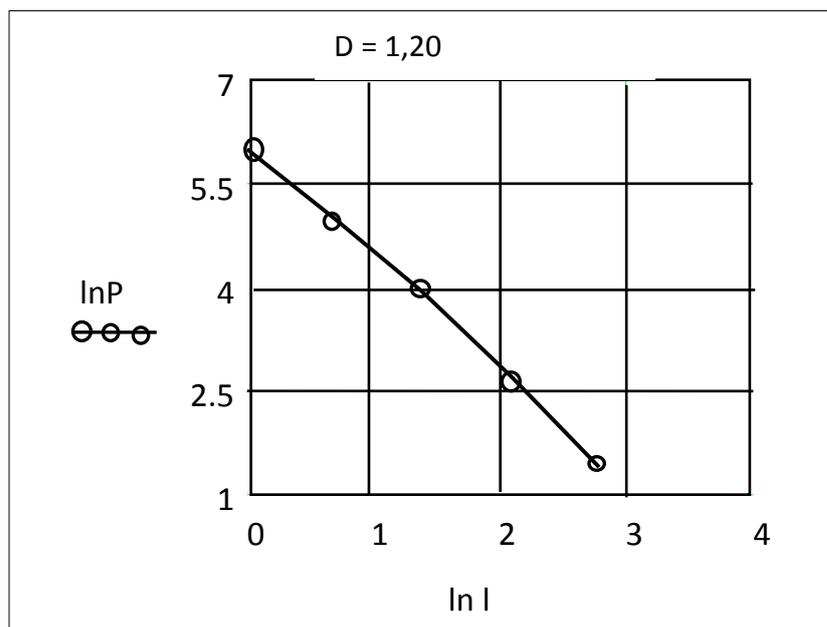


Рис. 2.6.1. Аппроксимация зависимости $\ln P$ от $\ln l$ методом наименьших квадратов.

2.7. Методика определения мультифрактальных характеристик для идентификации критических точек экономической системы

За основу вычисления прогнозного показателя Гёльдера возьмем метод, основанный на понятии полунормы Гёльдера, рассмотренный в разделе 2.4. Полунорма Гёльдера имеет вид (2.4.2):

$$C(\beta) = \max_{i,j=\overline{1..N}, i \neq j} \frac{|x_i - x_j|}{|t_i - t_j|^\beta}, \beta = \beta_k, k = \overline{1..n}$$

Далее введем величину:

$$\bar{k}: |\alpha - \beta_{\bar{k}}| = \min_{k=\overline{1..n}} |\alpha - \beta_{\bar{k}}|,$$

Где α – показатель Гёльдера для функции f . Это означает, что $\beta_{\bar{k}}$ является лучшей аппроксимацией α среди всех значений β_k . Выразив $C(\beta_k)$ через $C(\beta_{\bar{k}})$ получим следующее соотношение:

$$C(\beta_k) = C(\beta_{\bar{k}}) \cdot \max_{i,j=\overline{1..N}, i \neq j} \frac{1}{|t_i - t_j|^{\beta_k - \beta_{\bar{k}}}}$$

Как уже было отмечено в разделе 2.4, анализ спектров фрактальных размерностей временных рядов показал, что при построении спектров фрактальных мер нельзя четко определить искомую точку скачка функции, т.е. точку, которую можно считать показателем Гёльдера для данного временного ряда. Таким образом, определение показателя Гёльдера для финансовых временных рядов затрудняется. Однако, в 2008 году был разработан алгоритм вычисления модифицированного локального показателя Гёльдера (МРНЕ), который мы возьмем за основу для целей определения прогнозного показателя в данной работе, немного его изменив [70].

1. Разделим исходный ряд анализируемого участка на два подмножества, назовем их основное и прогнозное. Пусть рассматривается временной

ряд с количеством измерений, равным L . Выделим основное подмножество: это первые K значений $\{X_i\}_{i=1}^K$ временного ряда $\{X_i\}_{i=1}^L, 1 < K < L$.

2. Предположим, что для временного ряда $\{X_i\}_{i=1}^K$ показатель Гёльдера равен α . Зная α можно вывести $C(\alpha)$ для множества $\{X_i\}_{i=1}^K$, используя равенство (2.4.2).
3. Для множества $\{X_i\}_{i=K+1}^L$ рассчитываем величины $C(\beta_k)$, но таким образом, чтобы зафиксировать значение $C(\beta_k)$, максимально приближенное к уже рассчитанному ранее значению $C(\alpha)$ основного множества. Пусть это произойдет при \bar{k} .
4. Определим величину $\bar{\alpha} = \beta_{\bar{k}}$. Показатель $\bar{\alpha}$ назовем «прогноznым» показателем Гёльдера множества $\{X_i\}_{i=K+1}^L$, рассчитанного на основе множества $\{X_i\}_{i=1}^K$. При этом величины $\{X_i\}_{i=K+1}^L$ должны находиться левее точки t_k .

При этом расчет первого прогнозного показателя Гёльдера будет определен параметром l , а количество измерений в основном и прогнозном множестве будет определено при помощи параметра k , таким образом, стартовая позиция для расчета прогнозного показателя Гёльдера t_l , первое основное множество $\{X_i\}_{i=1}^{l-k}$, а первое прогнозное множество - $\{X_i\}_{i=l-k}^l$.

Количество измерений в основном и прогнозном множествах, на основании которых происходит расчет прогнозного показателя Гёльдера, всегда фиксировано, что позволяет показателям β_k принимать значения строго в диапазоне $0 \leq \beta_k \leq 1$, который соответствует определению показателя Гёльдера.

Необходимо также учесть, что данные берутся исключительно слева от текущего времени и данные справа от точки t_i не учитываются при расчете.

Этим обосновано использование прогнозного показателя Гёльдера в качестве предиктора. Кроме того, данный показатель не имеет граничных эффектов, т.е. при добавлении новых элементов во временной ряд уже рассчитанные ранее величины прогнозного показателя Гёльдера остаются прежними.

Определение критических точек. Для целей прогнозирования будем рассматривать критические точки как точки смены тренда, резкого увеличения или падения показателей рассматриваемого временного ряда. Прогнозирование заключается в определении резких скачков прогнозного показателя Гёльдера. Для этого потребуются определить порог «нормального состояния» прогнозного показателя Гёльдера. Под нормальным состоянием будем понимать некоторое усреднение показателей Гёльдера, предшествовавших текущему, с введением коэффициентов верхнего и нижнего порогов. При этом будем учитывать общую фрактальную размерность анализируемого временного ряда, которая также будет влиять на появление сигнала.

Обозначим текущее значение показателя Гёльдера как $G(t)$, тогда верхний порог нормального состояния (HUp) и нижний порог нормального состояния (HDn) можно вычислить с помощью линейно взвешенного скользящего среднего по формулам:

$$HUp(t) = \frac{2}{n * (n + 1)} * \left(\sum_{i=l+1}^{L-1} (n - i) * G(t - i) \right) + Up * D_f,$$

$$HDn(t) = \frac{2}{n * (n + 1)} * \left(\sum_{i=l+1}^{L-1} (n - i) * G(t - i) \right) - Dn * D_f,$$

Up – коэффициент верхнего порога нормального состояния,

Dn - коэффициент нижнего порога нормального состояния,

D_f – фрактальная размерность временного ряда.

Фрактальную размерность будем вычислять согласно алгоритму, предложенному в разделе 2.6 и протестированному на данных фондовой биржи в разделе 3.2 данной работы.

Прогнозирование сводится к определению точек пересечения кривой прогнозного показателя Гёльдера с показателями верхнего и нижнего порогов нормального состояния, это событие будет сигналом для будущего кризиса временного ряда (резкого скачка, смены тренда). Величина параметров Up, Dn , а также вычисленное значение общей фрактальной размерности D_f ряда данных влияет на появление сигналов. Чем больше величина параметров Up и Dn , тем меньшее количество сигналов появится. При этом чем меньше величина параметров Up и Dn , тем сильнее будет возрастать количество ложных сигналов. При этом высокое значение общей фрактальной размерности D_f говорит о менее устойчивом состоянии системы, при высоком значении этого показателя исходный ряд будет характеризоваться резкими скачками и перепадами котировок. Для такой системы порог нормального состояния будет менее чувствителен, что позволит избежать большого количества ложных сигналов. Низкое значение показателя фрактальной размерности D_f говорит о более стабильном состоянии системы, при относительно невысоком значении этого показателя исходный ряд будет характеризоваться плавной сменой тренда и отсутствием крупных падений и скачков. Для такой системы порог нормального состояния будет более чувствителен, что позволит не пропустить появление критической точки. По определению сигнал считается ложным, если после его появления в дальнейшем не наблюдается точек смены тренда либо резких скачков.

По результатам проведенных экспериментов составлена методика определения критических точек при помощи «прогнозных» показателей Гёльдера и его пороговых значений.

1. Рассчитать «прогнозные» показатели Гёльдера для исходного ряда данных по алгоритму, основанному на полунорме Гёльдера, из раздела 2.7 данной диссертационной работы;
2. Рассчитать пороговые значения «прогнозных» показателей Гёльдера для исходного временного ряда по алгоритму, основанному на применении линейно-взвешенных скользящих средних и общей фрактальной размерности ряда, из раздела 2.7 данной диссертационной работы;
3. Пересечение «прогнозного» показателя Гёльдера и верхнего порога нормального состояния означает сигнал смены тренда;
4. Пересечение «прогнозного» показателя Гёльдера и нижнего порога нормального состояния означает сигнал смены тренда;
5. Пересечение «прогнозного» показателя Гёльдера, нижнего и верхнего порогов нормального состояния, которые происходят в пределах временного периода, соответствующего размеру выбранного временного окна, означает сигнал резкого скачка либо падения показателей исходного ряда.

2.8. Выводы по главе

Во второй главе были определены задачи для осуществления исследования особенностей формирования и анализа показателей экономических систем, в частности конкретных предприятий, с использованием методов и инструментов фрактального анализа, а также задачи для осуществления цели прогнозирования критических состояний финансовых систем по котировкам акций на финансовых площадках с использованием методов и инструментов мультифрактального анализа. Задачи включают

разработку алгоритмов и обоснование их применения как к анализу и прогнозированию котировок акций на финансовых рынках, так и к исследованию временных рядов внутренних показателей деятельности предприятия, что в дальнейшем может быть использовано для анализа инвестиционных рисков.

В соответствии с поставленными задачами выбраны временные ряды показателей для анализа – для верификации и проверки состоятельности алгоритма фрактального анализа используются котировки акций компании Лукойл по данным BFM service, статистика охватывала интервал с 1999 по 2008 год включительно, а сам временной ряд содержал как «ровные» участки без сильных перепадов котировок, так и участки с сильными скачками показателей. Для применения алгоритма к внутренним показателям деятельности предприятия были выбраны показатели выручки компаний, действующих на рынке производства и обслуживания нефтегазодобывающего комплекса и сопоставимых по масштабам производства. Это такие предприятия, как ОАО «Самарский резервуарный завод», ОАО «Волгабурмаш», ОАО «Алнас», ОАО «Нефтебур», ОАО «Нытва», ОАО «Ижнефтемаш». Для проведения исследования по анализируемым показателям были выбраны предкризисный и кризисный периоды. Временные ряды показателей для мультифрактального анализа – участки котировок с разным характером их поведения – были выбраны исходя из того, что должны присутствовать как спокойные предкризисные периоды, так и резкие перепады и скачки котировок. Исходя из этого часть временных периодов содержала период кризиса 2008 года (анализированы данные с 2007 по 2012 гг), часть периодов была выбрана исходя из последних временных данных (2012 – 2014 гг). Источником данных послужила база данных с сайта finam.ru.

Приведено обоснование применения инструментов фрактального и мультифрактального анализа к исследованию котировок акций на финансовых рынках, а также показателей деятельности предприятий. Представлена гипотеза

фрактального рынка Э. Петерса, позволяющая судить о природе фрактального поведения финансовых систем. Очевидно, что данные временных рядов внутренних показателей предприятий схожи с данными временных рядов котировок акций, что дает основание полагать их фрактальную природу.

Для проведения анализа фрактальных свойств финансовых показателей разработан алгоритм, подходящий как для анализа котировок акций на финансовых рынках, так и для анализа внутренних показателей предприятия. Алгоритм не требует обширного количества измерений, что упрощает его и адаптирует к применению в области анализа рисков с использованием таких показателей, как выручка.

В рамках задачи прогнозирования критических точек разработан алгоритм определения прогнозного показателя Гельдера и его пороговых значений. Алгоритм основан на определении полунормы Гельдера и понятии модифицированного локального показателя Гельдера (MPHE) [70] с введением некоторых изменений, а при идентификации критических точек использована методика линейно взвешенного скользящего среднего, задействована общая фрактальная размерность анализируемого временного ряда и введены некоторые коэффициенты, влияющие на частоту появления сигнала критического состояния системы. Алгоритм реализован программными средствами MATLAB и содержит 1 основной модуль и 3 подпрограммы.

Материалы второй главы изложены автором в следующих публикациях:

1. Кривоносова Е.К., Первадчук В.П. Использование фрактального подхода для анализа стабильности многоуровневых структур // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Сер.: Машиностроение, материаловедение. – 2013. - № 1(15). – С. 63-69.

2. Кривоносова Е.К. Моделирование многоуровневых структур с использованием фрактального анализа // Сб. материалов междунар. науч.-практ. конф. «Современные инструментальные системы, информационные

технологии и инновации». (19-21 марта 2014, Курск). – 2014. - Юго-Зап.гос.ун-т. – Т.2.

3. Кривоносова Е.К. Применение методов эконофизики к анализу микроэкономических показателей // Сб. материалов междунар. науч.-практ. конф. «Шаг в будущее: теоретические и прикладные исследования современной науки» (16-17 декабря 2014). – Санкт-Петербург. – С. 93-97.

4. Кривоносова Е.К. Расширение методов исследования на стыке математики, физики и экономики // Сб. материалов междунар. науч.-практ. конф. «Современное состояние естественных и технических наук» (19 декабря 2014, Москва). – 2014. – С.12-15.

3. Исследование динамики временных рядов финансовых показателей при помощи фрактальных характеристик

В третьей главе приведены результаты исследования временных рядов котировок акций и показателей выручки предприятий с использованием разработанного алгоритма фрактального анализа. Проведена сравнительная оценка точности различных методов фрактального анализа, а также верификация самого точного из них на примере котировок акций Лукойл на ММВБ. Представлены результаты исследования динамики показателей деятельности предприятий Приволжского федерального округа при помощи инструментов фрактального анализа и установлена закономерность между показателем фрактальной размерности и трендом рентабельности.

3.1. Оценка и сравнение методов анализа фрактальных свойств экономических систем

Обозначим фрактальную размерность, вычисленную при помощи метода клеточного покрытия (раздел 2.6 данной работы) временного ряда, как D . Для метода минимального покрытия (раздел 2.3 данной работы) вводится величина μ , названная индексом фрактальности и связанная с фрактальной размерностью соотношением $\mu = D_\mu - 1$. При этом, размерность D_μ называется размерностью минимального покрытия. При реализации метода R/S анализа временных рядов и определение показателя Херста (раздел 2.3 данной работы) используем обозначение H . Данный показатель связан с размерностью D , а следовательно и с индексом μ , соотношением:

$$H = 2 - D_\mu = 1 - \mu$$

Как указывается в [37], индекс μ вычисляется на порядок более точно, чем показатель Херста H в подавляющем большинстве случаев.

Значение фрактальных показателей D , H и μ соотносится со сложным непериодическим поведением реальных временных рядов, при котором тренды и флэты хаотическим образом сменяют стохастическое движение. Сопоставление фрактальных показателей при обработке временных рядов, проведенное в работах разных научных коллективов, позволяет нам представить их взаимосвязь при определении тенденций ряда следующим способом [23].

Таблица 3.1.1

Сравнение фрактальных характеристик временных рядов

Показатели фрактальности	Характер временного ряда экономического показателя		
	Антиперсистентный (возврат к среднему [29], флэт [23])	Случайный (стохастический, винеровский шум, промежуточное состояние [23])	Персистентный (трендоустойчивый [29], Тренд [23])
Показатель Херста H	$0 < H < 0,5$	$H = 0,5$	$0,5 < H < 1$
Фрактальная размерность D	$2 > D > 1,5$	$D = 1,5$	$1,5 > D > 1$
Индекс фрактальности μ	$1 > \mu > 0,5$	$\mu = 0,5$	$0,5 > \mu > 0$

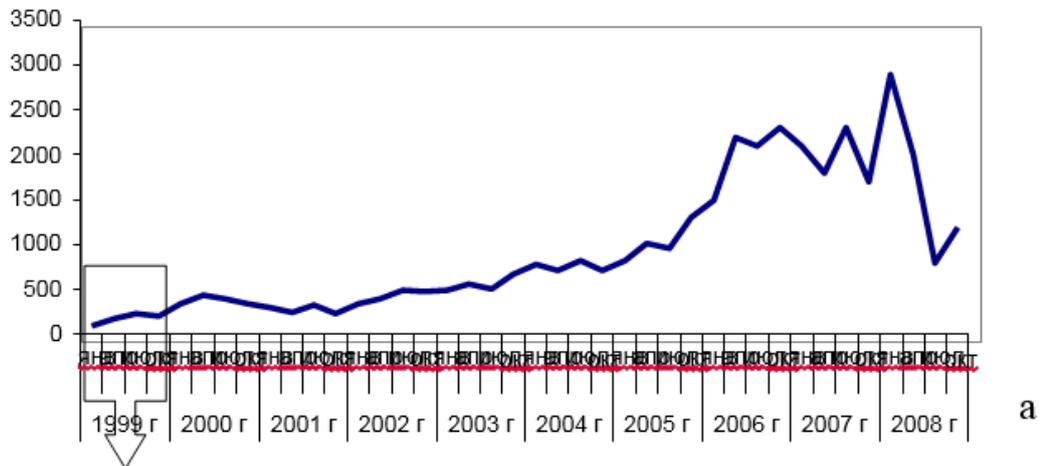
Из таблицы видно, что все три показателя согласуются друг с другом при определении характера временного ряда экономических показателей.

Так, при $1,5 > D > 1$ временные ряды (валютных курсов, курсов акций и др.) имеют долговременную корреляцию, возникает персистентное состояние рынка, полностью характеризующееся показателем фрактальной размерности. В этом случае количественный математический анализ имеет большую достоверность, что позволяет прогнозировать текущую экономическую обстановку именно с помощью классических методов анализа. Причем, близкое к единице значение фрактальной размерности указывает на скорое окончание действующего тренда. При $D = 1,5$ с разбросом $\pm 0,05$ поведение системы стохастическое и хорошо описывается классическими статистическими методами, т.е. распределение курсов акций рынке является гауссовским лишь при значении фрактальной размерности в узком интервале. При $2 > D > 1,5$, чем ближе D к двойке, тем более нелинейным становится временной ряд, возникает антиперсистентное состояние курса акций, временная кривая курса становится неустойчивой и готова перейти в новое состояние. При таком диапазоне фрактальной размерности остается лишь использовать анализ фундаментальных факторов состояния экономики.

Индекс фрактальности μ также является показателем стабильности исходного временного ряда: чем больше значение μ , тем стабильнее поведение ряда и чем меньше μ , тем сильнее в исходном ряде выражен тренд, иначе говоря, случай $\mu < 0,5$ естественно интерпретировать как тренд, а случай $\mu > 0,5$ - как флэт.

Проведем сравнительную оценку точности показателей фрактальности – индекса Херста и фрактальной размерности на примере ряда акций компании Лукойл (LKOH на ММВБ) и покажем, что наиболее точно фрактальная размерность определяется не через показатель Херста, а методом покрытия – клеточного или минимального. Выберем временной ряд котировок акций за 1999 год – относительно спокойный докризисный период. В десятилетнем временном промежутке котировок акций с 1999 по 2009 годы этот участок

может рассматриваться как устойчивый тренд с небольшой тенденцией на повышение – персистентный ряд, как показано на рис.3.1.1.



а



б

Рис.3.1.1. Временной ряд котировок акций Лукойл на ММВБ по данным **BFM service**

а) характер изменения ряда котировок за десятилетний период 1999-2009;

б) укрупненно анализируемый участок этого ряда за 1999 г.

Для этого годового ряда котировок на рис.3.1.2 приведен результат определения фрактальной размерности методом клеточного покрытия временного ряда, по соотношениям при МНК аппроксимации зависимости $\ln N(\delta) - \ln(\delta)$.

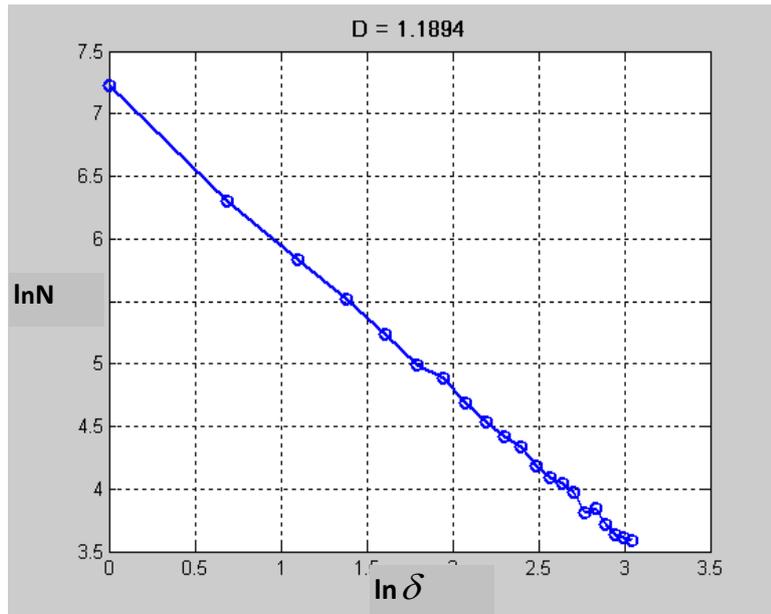


Рис.3.1.2. МНК-аппроксимация зависимости фрактальной меры от размерного фактора и определение фрактальной размерности D методом клеточного покрытия временного ряда котировок акций Лукойл, приведенного на рис 1(б).

Фрактальная размерность ряда $D = 1,18$, что свидетельствует о его персистентном трендоустойчивом характере. Близкое к единице значение фрактальной размерности указывает на скорое окончание действующего тренда, что и произошло в 2000-2001 годах.

На рис. 3.1.3 показана лог-лог диаграмма для численного определения показателя Херста по тому же отрезку финансового временного ряда с использованием формул (2.4). Показатель Херста ряда равен $H=0,40$. Обращаем внимание на невысокий коэффициент детерминации $R = 0,56$ при уровне надежности 0,95. Определенная из соотношения (2.5) по показателю Херста фрактальная размерность равна $D = 1,51$, что свидетельствует о случайном поведении ряда с высоким уровнем стохастичности. В то же время, временной

период 1999 года для котировок акций Лукойл едва ли можно отнести к

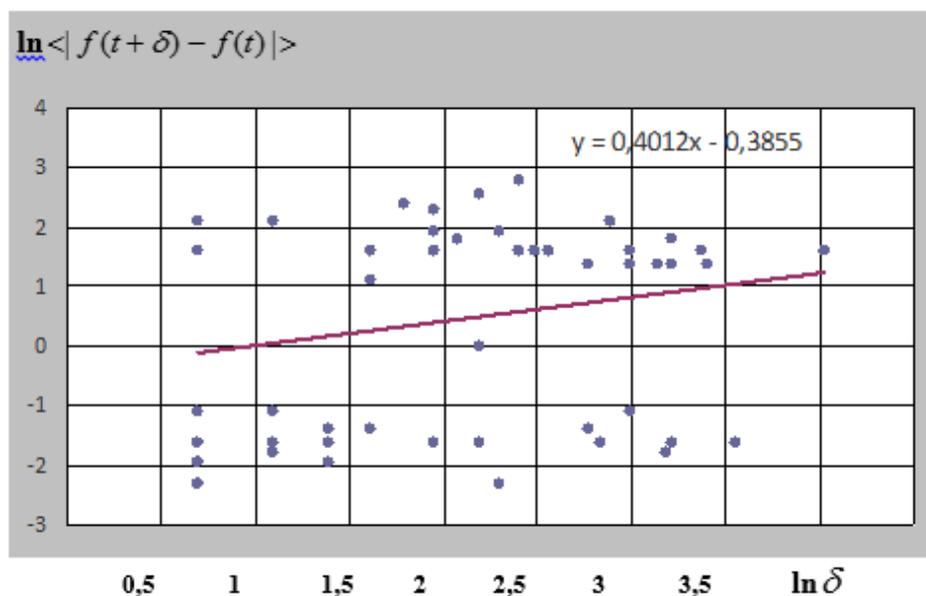


Рис.3.1.3. Лог-лог диаграмма для численного определения показателя Херста по тому же отрезку финансового временного ряда котировок акций Лукойл, приведенного на рис 3.1.1 б.

таковым.

Таким образом, наиболее корректно для оценки и прогнозирования временного ряда таких показателей макроэкономики, как котировки акций, применять фрактальную размерность, определенную методом покрытия, в нашем случае клеточного.

3.2. Верификация корректности применения фрактальной размерности на примере котировок акций Лукойл на ММВБ

Для исследования был выбран временной ряд котировок акций Лукойл на ММВБ по данным BFM SERV, статистика охватывает интервал с 1999 по 2008 г. На рис. 3.2.1 показан фрагмент этого ряда начиная с 2005 г. Фрактальный анализ проводился за каждый годовой промежуток.

Динамика котировок акций LHO1 на ММВБ за период 2005-2008 г.

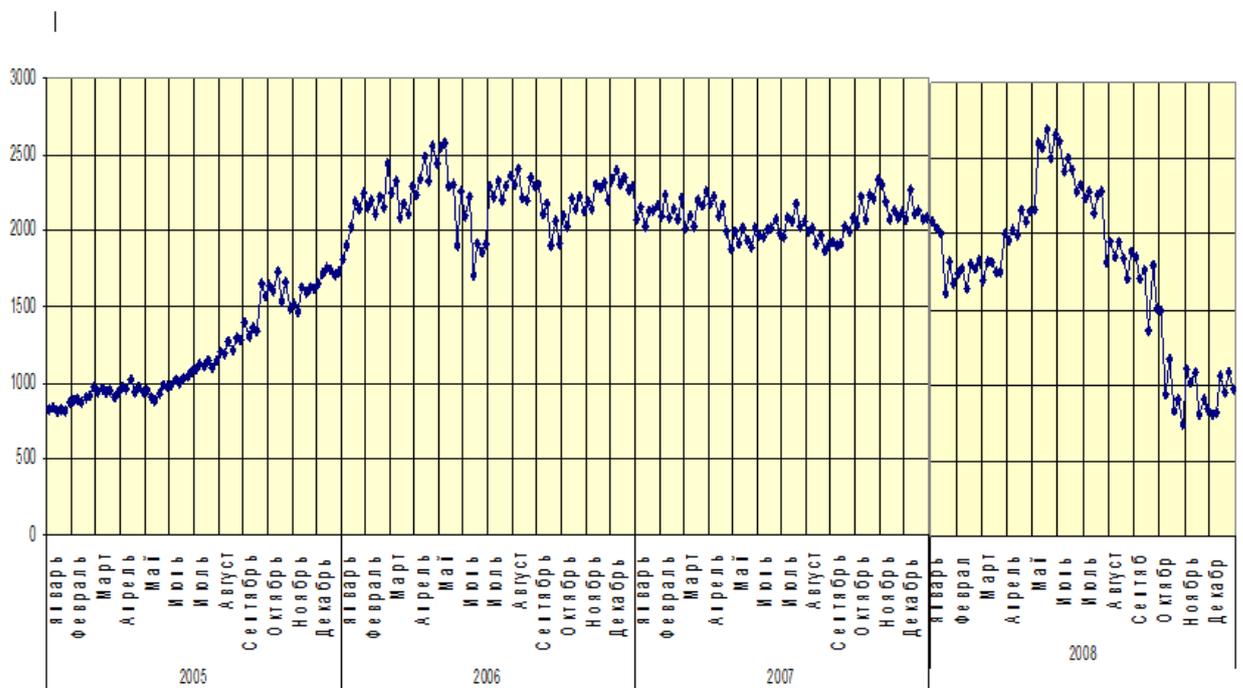


Рис.3.2.1 Динамика котировок акций LKOH на ММВБ за период 2005-2008 г.

На рис. 3.2.2 сверху приведен анализируемый участок котировок акций за 1999 год,(относительно стабильный, без перепадов) а внизу - зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности методом наименьших квадратов. Кривая отличается

относительной стабильностью, отсутствуют скачки и перепады, максимальный перепад не превышает нескольких пунктов. Соответственно, значение фрактальной размерности не высоко - 1.18.

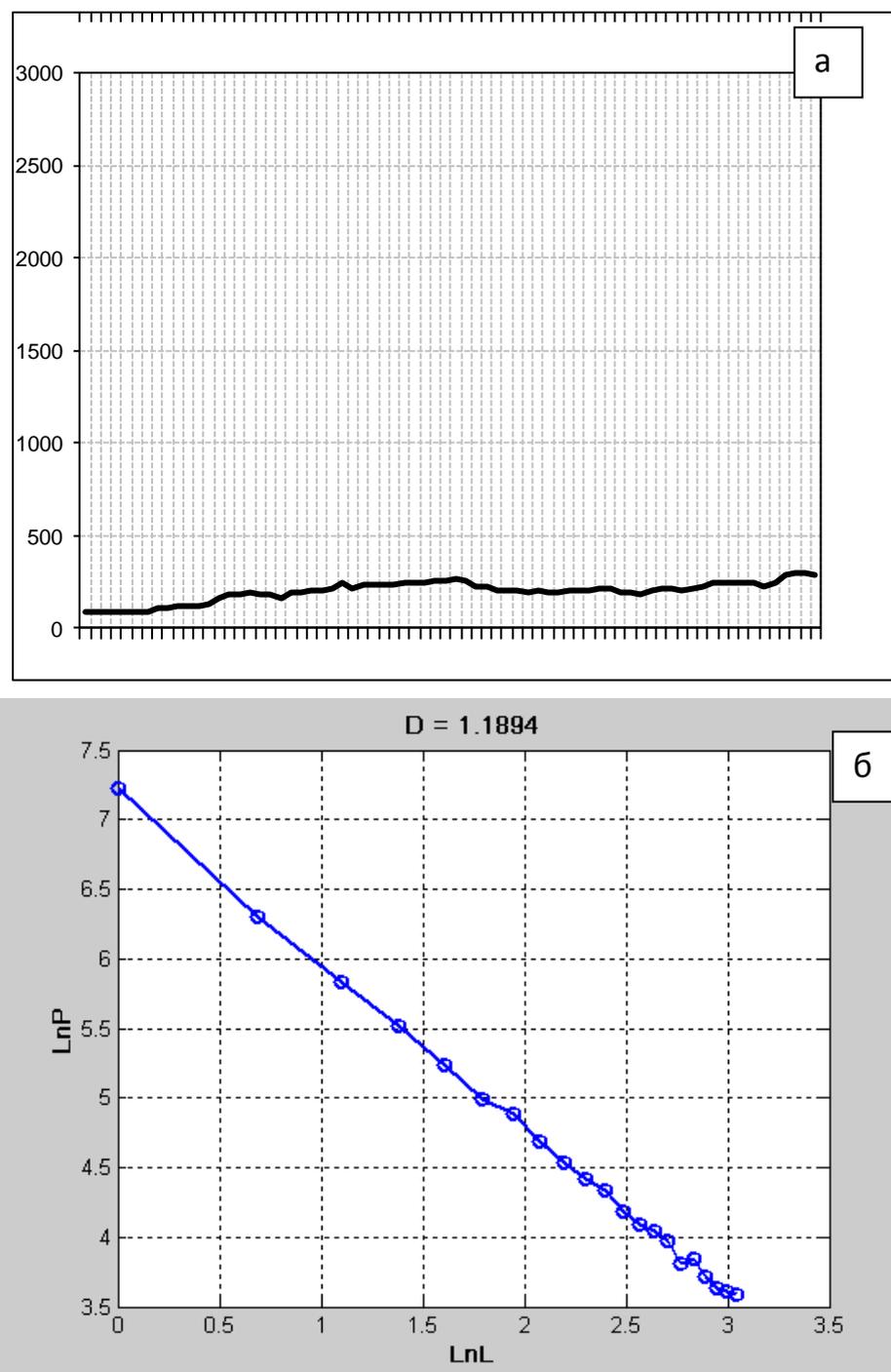


Рис.3.2.2 а) анализируемый участок по данным **BFM service** ;
 б) зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D .

Аналогично проанализирован временной ряд котировок акций 2008 года. На рис. 3.2.3 вверху приведен анализируемый участок котировок акций за 2008 год, а внизу - зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности методом наименьших квадратов.

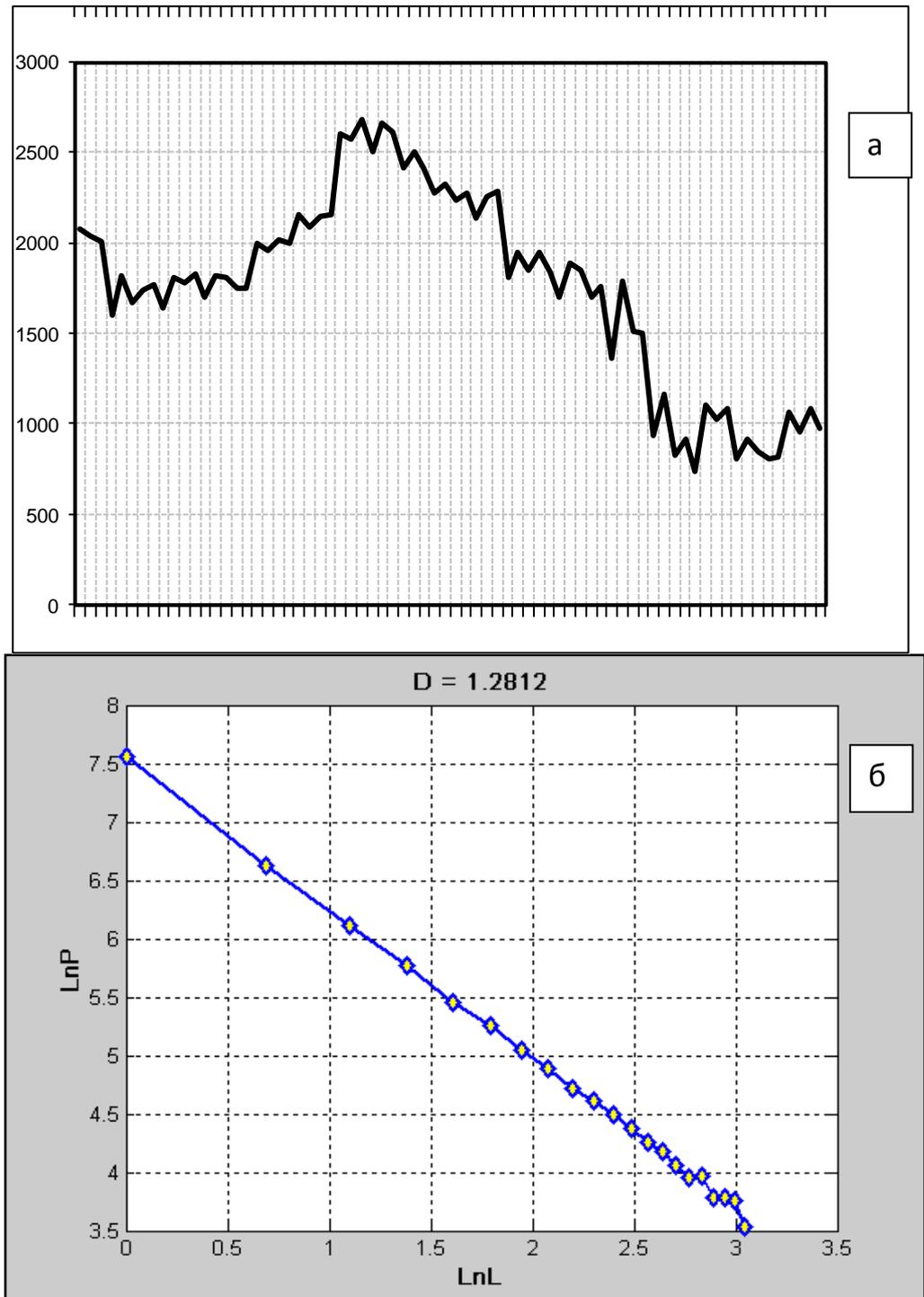


Рис. 3.2.3 а) анализируемый участок по данным **BFM service** ; б) зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D .

Кривая значительно отличается нестабильностью в отличие от первого анализируемого ряда (рис. 3.2.2), наблюдаются скачки и падения на несколько сотен пунктов. Соответственно, значение фрактальной размерности выше – 1.28 против 1.18.

По такому же алгоритму проанализированы временные ряды котировок акций Лукойл на ММВБ по данным BFM SERV за все промежуточные годы в интервале с 1999 по 2008. Конечные данные сведены в схему, показанную на рис. 3.2.4.

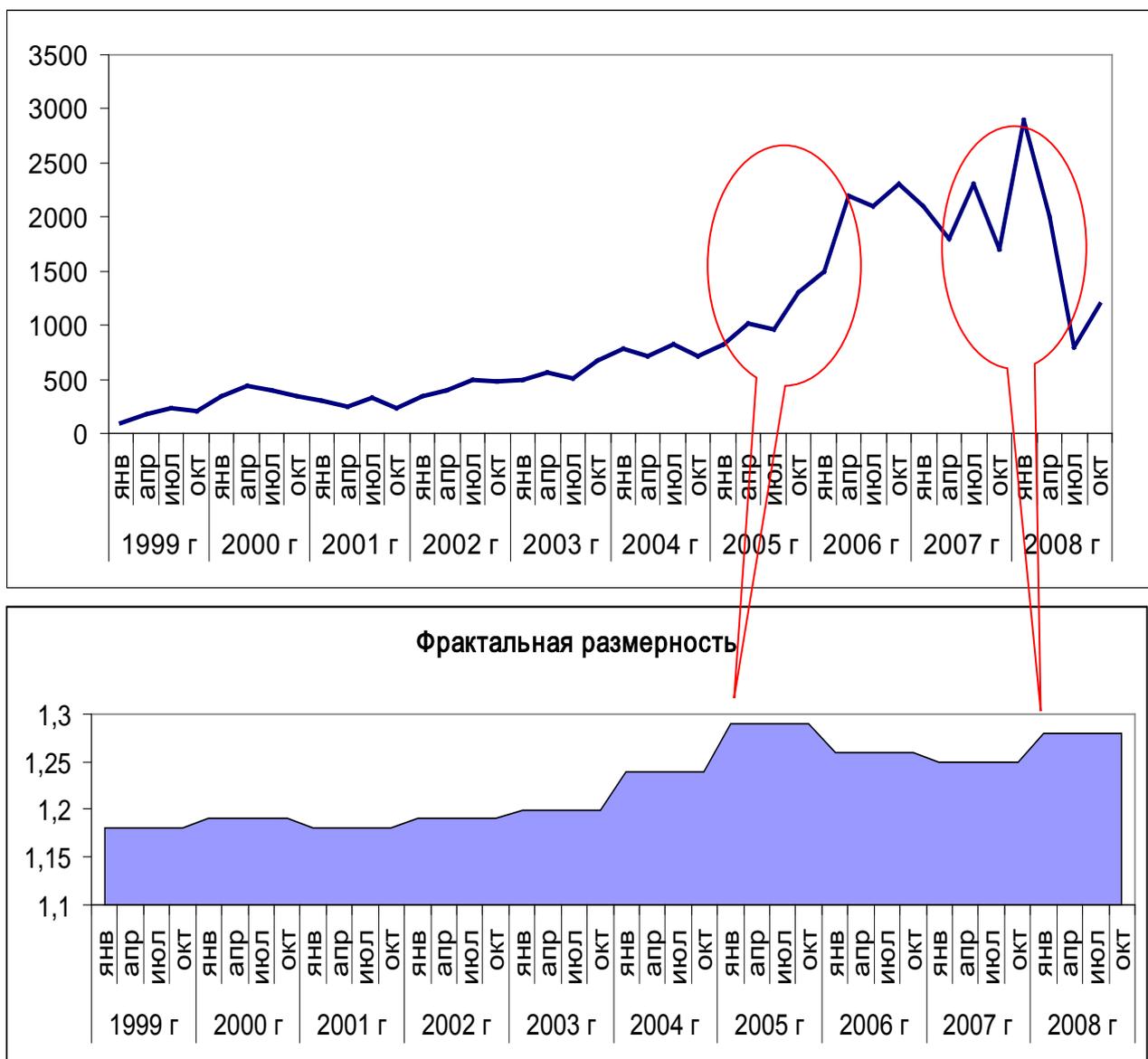


Рис.3.2.4. Схема динамики котировок (вверху) и изменение фрактальной размерности временного ряда котировок акций ЛКОН (внизу) за десятилетний период.: выносками помечены участки, характеризующиеся ростом фрактальной размерности более, чем на 5%.

Проследив изменение динамики фрактальной размерности временного ряда котировок акций Лукойл, можно заметить достаточно плавное изменение фрактальной размерности в период 1999 – 2003 годов, в пределах 1,18-1,20. Резкий подъем фрактальной размерности наблюдался непосредственно перед скачком котировок – в 2005 и в 2008 годах, когда наблюдалось резкое изменение котировок на несколько сотен пунктов при сохранении фрактальности, восходящий тренд в 2005г. и падение в 2008 г.

То есть фрактальная размерность определенной величины, в данном случае 1.28 – 1.29, может использоваться как индикатор кризиса или "флаг" катастрофы.

При прогнозировании кризисного развития целесообразно обратить внимание также на предшествующие кризисным этапам периоды – 2004 и 2007 г.г., т.н. предгрозовое состояние. Для этих этапов фрактальная размерность составляла 1.24-1,26. Таким образом, наиболее существенным является не абсолютное значение фрактальной размерности, а ее относительное изменение более чем на 10% в течение годового периода.

Таким образом, выявлена связь фрактальной размерности D_f - с динамикой, уровнем и состоянием рынка ценных бумаг на примере котировок акций ЛКОН на ММВБ.

3.3. Исследование динамики показателей деятельности предприятий Приволжского федерального округа при помощи фрактальных характеристик

Для анализа были выбраны микроэкономические показатели компаний, действующих на рынке производства и обслуживания нефтегазодобывающего комплекса. Это такие предприятия, как ОАО «Самарский резервуарный завод»,

ОАО «Волгабурмаш», ОАО «Алнас», ОАО «Нефтебур», ОАО «Нытва», ОАО «Ижнефтемаш».

На рис 3.3.1 представлен временной ряд выручки ОАО «Самарский резервуарный завод» за период 2000-2009 г. и его обработка по программе MATLAB: вверху - анализируемый участок временного ряда выручки ОАО «Самарский резервуарный завод» за период 2000-2009 г.г., а внизу - зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D .

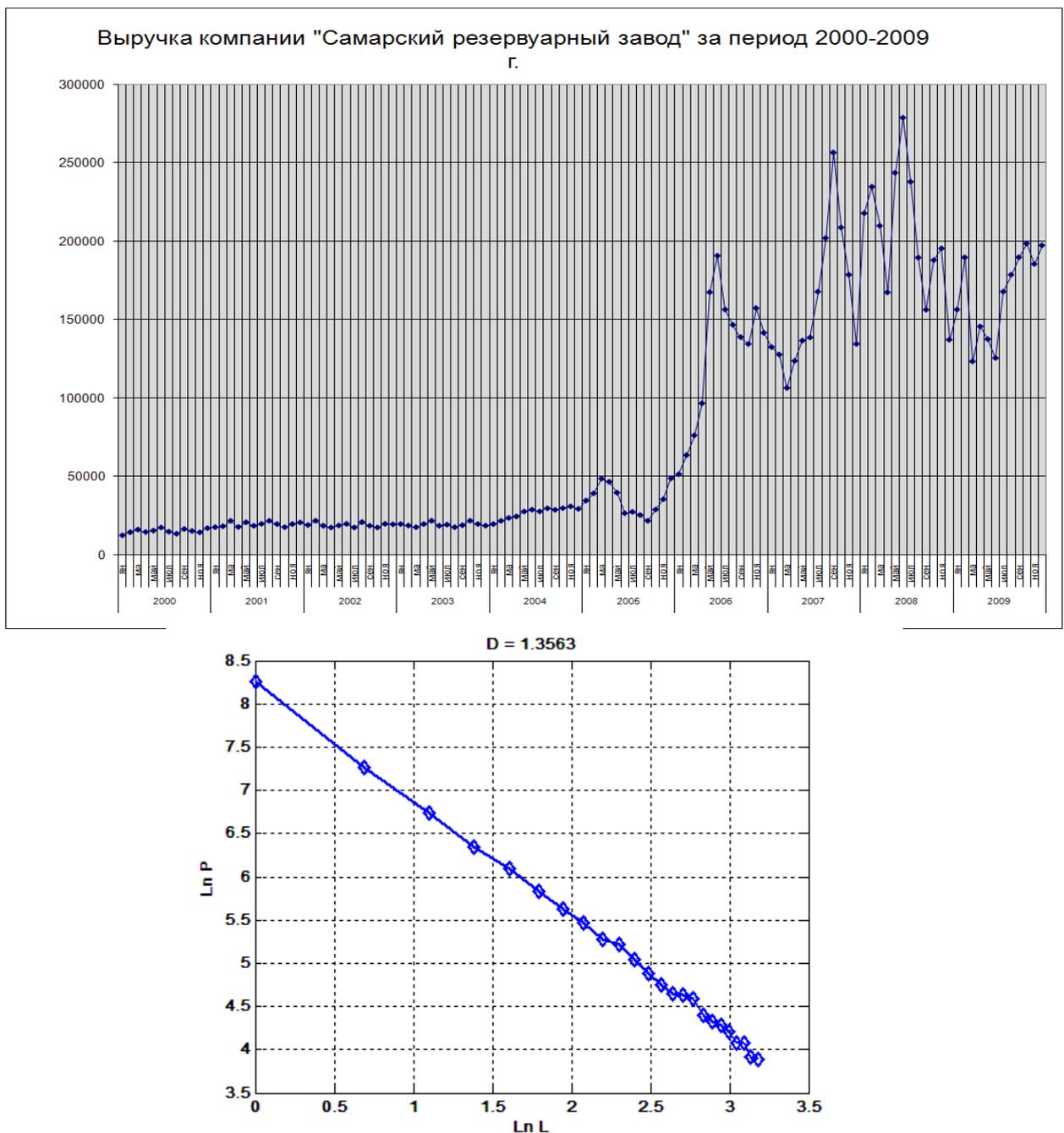


Рис. 3.3.1 а) анализируемый участок динамики выручки; б) зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D .

На рис 3.3.2 представлен временной ряд выручки ОАО «Волгабурмаш» за период 2001-2009 г. и его обработка по программе MATLAB 7.1: сверху - анализируемый участок временного ряда выручки ОАО «Волгабурмаш» за период 2001-2009 г.г., а внизу - зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D .

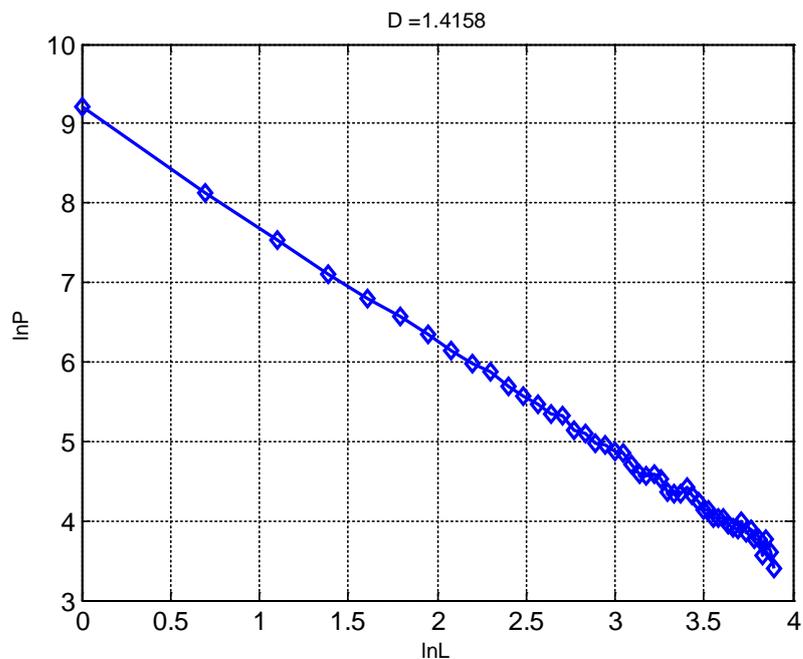
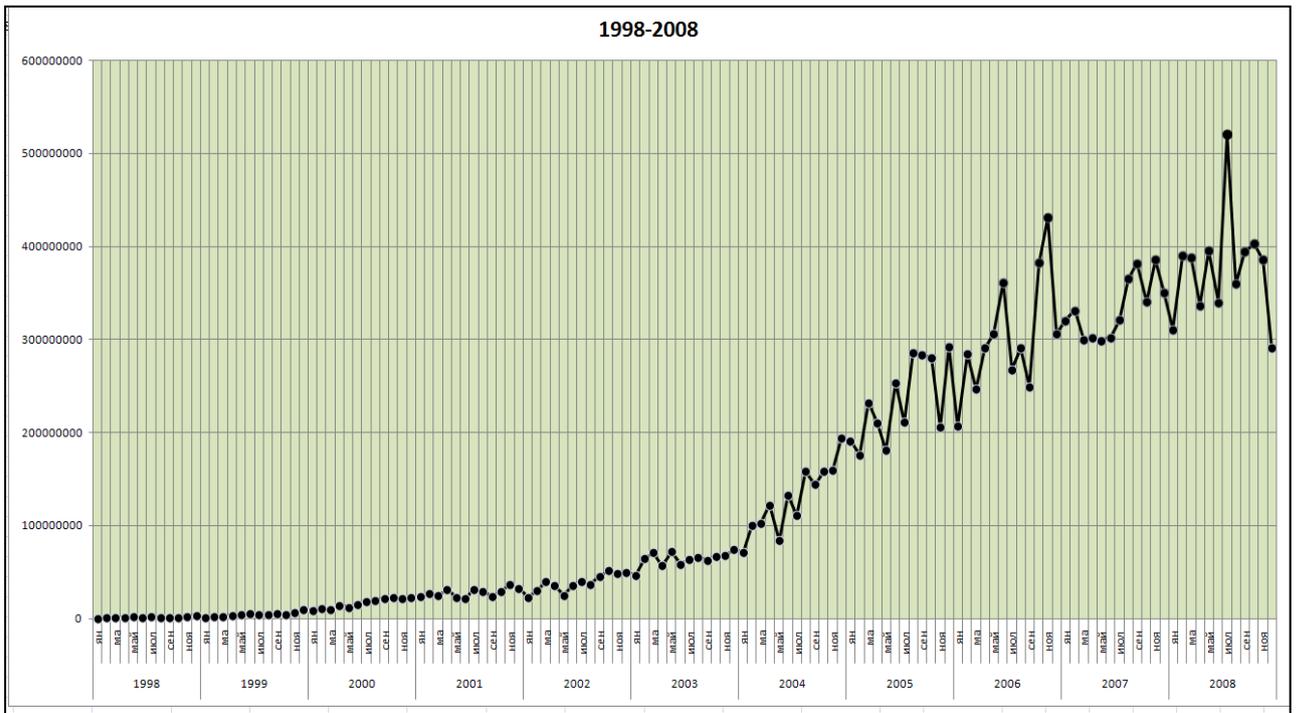
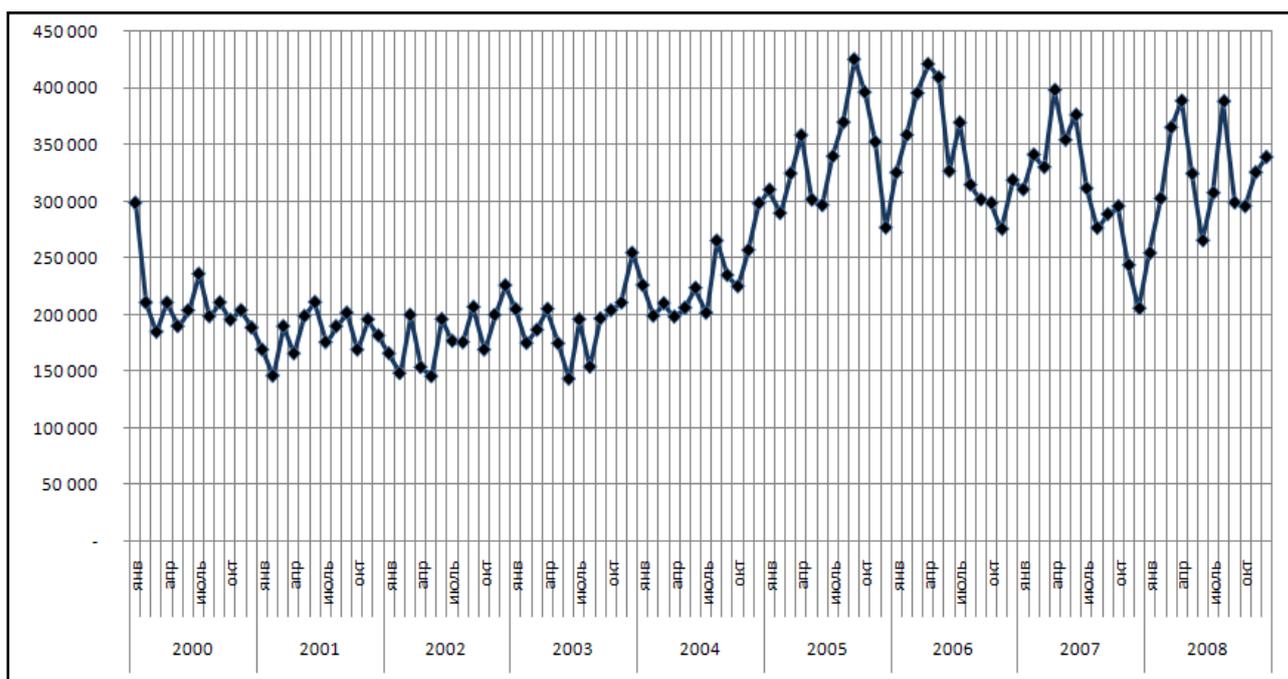


Рис. 3.3.2 а) анализируемый участок динамики выручки; б) зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D .

Аналогично обработаны временные ряды выручки ОАО «Алнас», ОАО «Нефтебур», ОАО «Нытва», ОАО «Ижнефтемаш», зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D приведены на рис 3.3.3, 3.3.4, 3.3.5, 3.3.6, соответственно.

Фрактальный анализ динамики временного ряда выручки ОАО АЛНАС



$D = 1.3605$

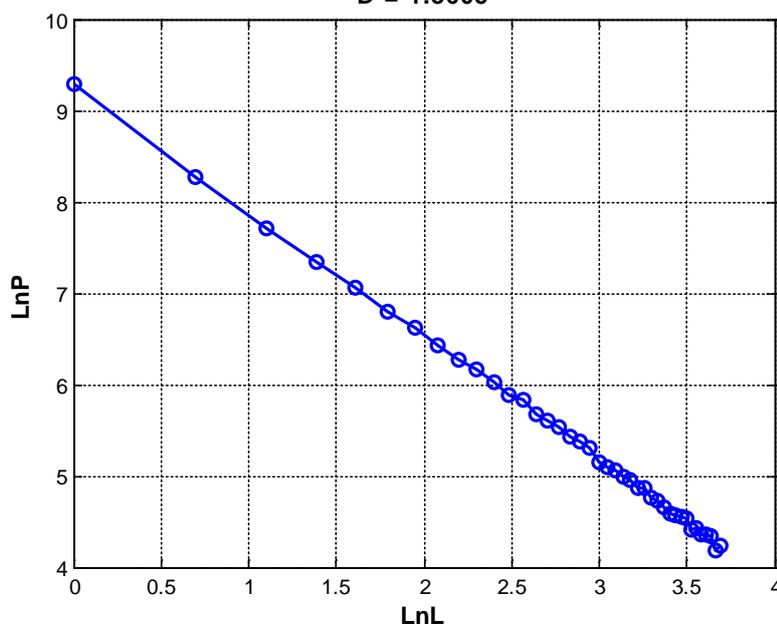


Рис. 3.3.3 а) анализируемый участок динамики выручки; б) зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D .

Фрактальный анализ динамики выручки компании ОАО «Нефтебур» за период 2002- 2009 г.

Выручка компании "Нефтебур" за период 2002-2009 г.

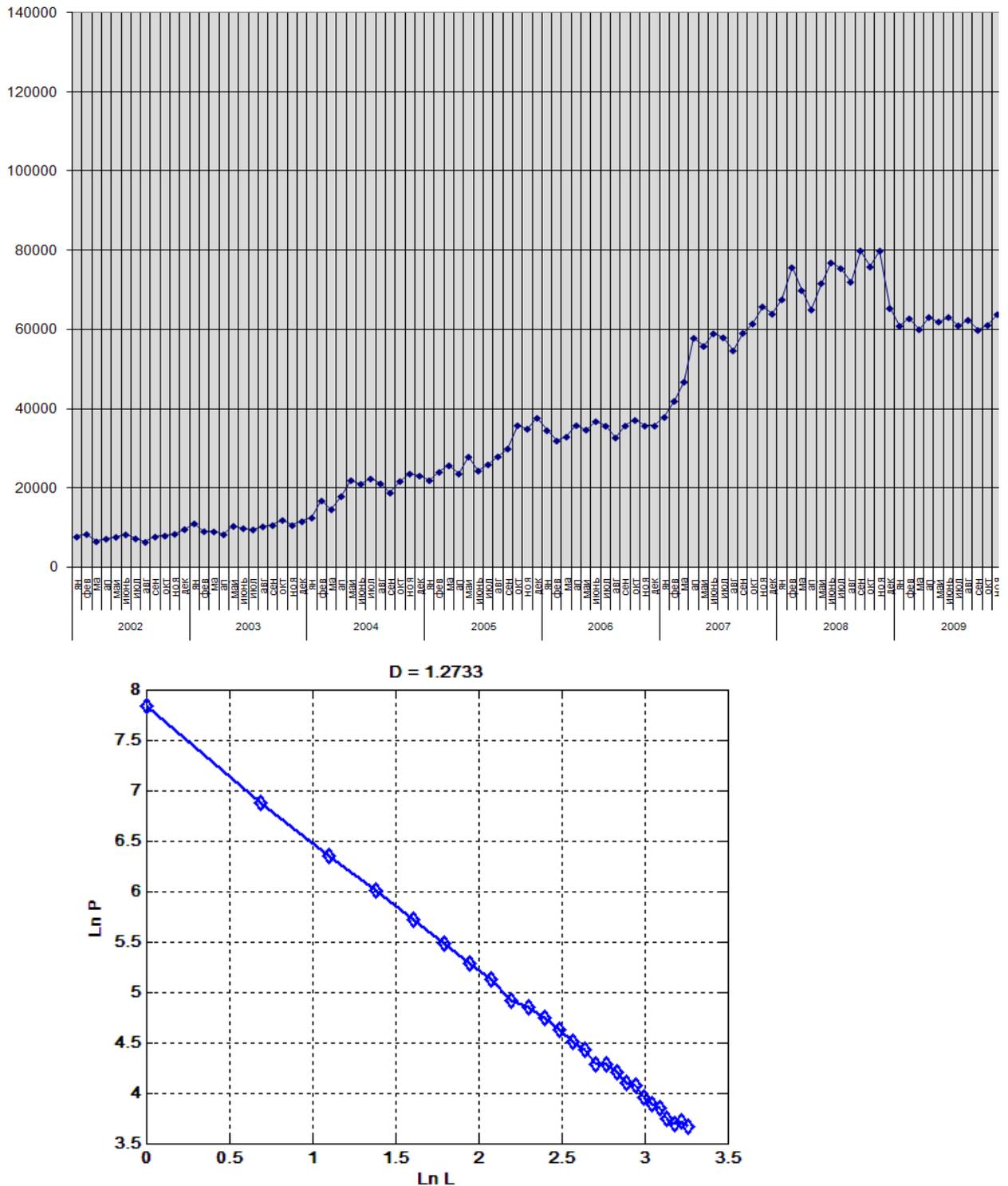


Рис. 3.3.4 а) анализируемый участок динамики выручки; б) зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D .

Фрактальный анализ динамики выручки компании ОАО «Нытва» за период 2002-2009 г.

Выручка компании ОАО "Нытва" за период 2002-2009 г.

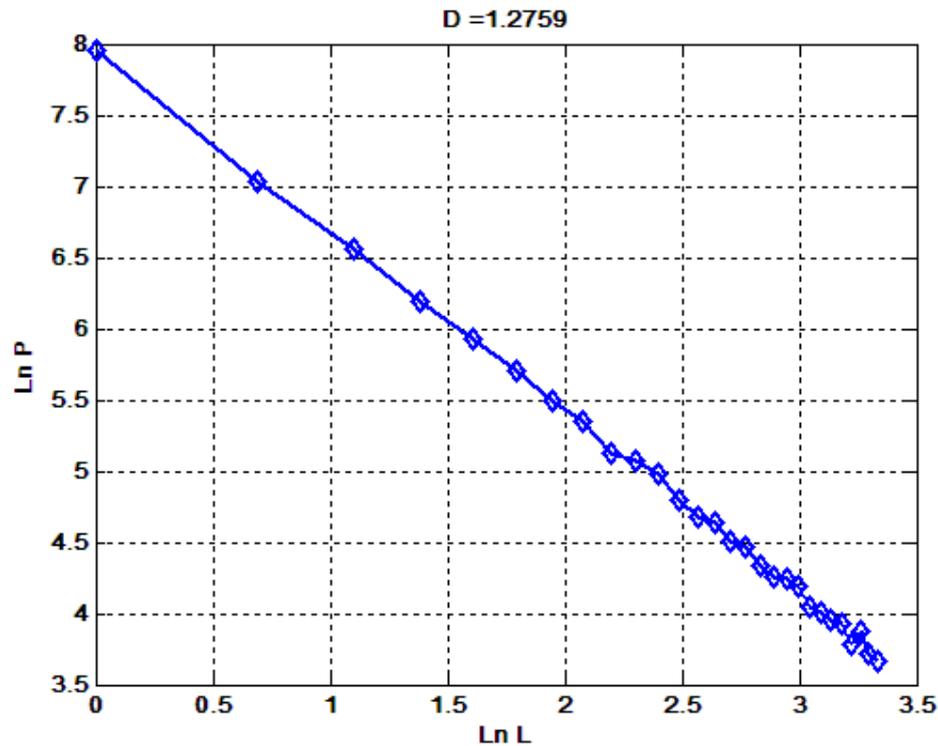
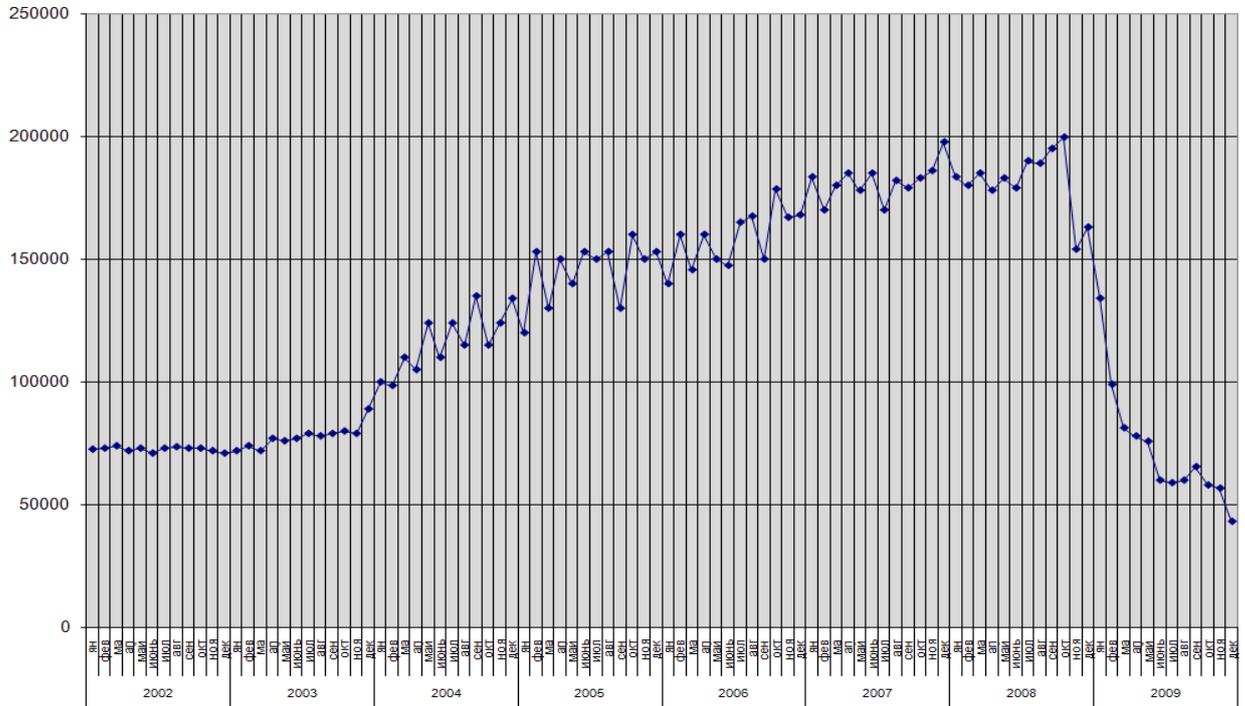


Рис. 3.3.5 а) анализируемый участок динамики выручки; б) зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D .

Фрактальный анализ динамики выручки компании ОАО «ИЖНЕФТЕМАШ» за период 2001- 2009 г.

Выручка компании "Ижнефтемаш" за период 2001-2009 г.

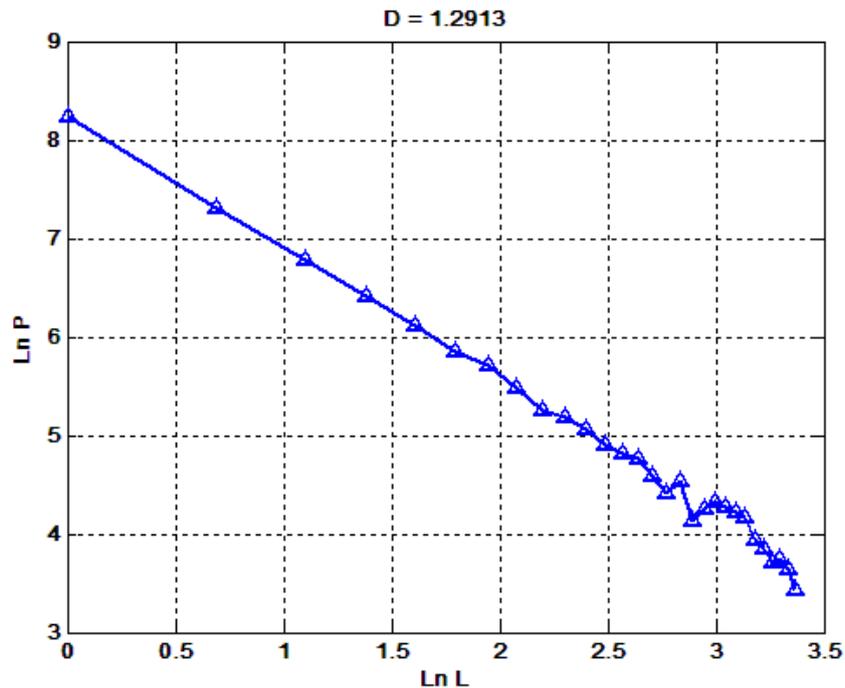
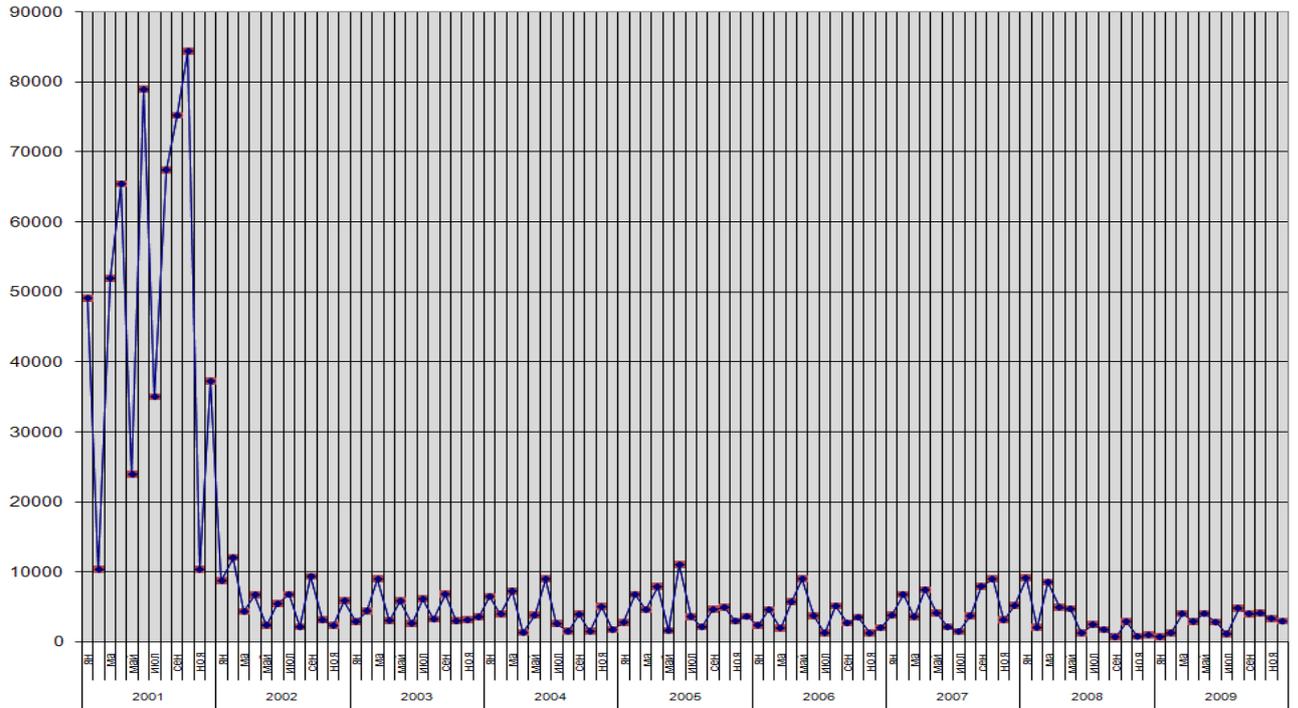


Рис. 3.3.6 а) анализируемый участок динамики выручки; б) зависимость фрактальной меры P от размерного фактора L и определение фрактальной размерности D .

Фрактальный анализ микроэкономических показателей, представленных в данном исследовании, установил значение фрактальной размерности в интервале 1,273 – 1,387.

Полученные данные позволяют заключить, что фрактальный анализ микроэкономических показателей, таких как выручка и определенная по их динамике фрактальная размерность, вряд ли может быть использован для прогнозирования развития кризисных ситуаций на рынке в целом.

Более целесообразно полагать, что значение фрактальной размерности в данном случае служит индикатором стабильности работы предприятия. Чем больше значение фрактальной размерности, тем стабильнее работа предприятия в условиях сохранения рабочей волатильности и тем устойчивей оно в период кризисных ситуаций и внутренних реструктуризаций. Это подтверждается также информацией из аналитических источников о начале процедуры банкротства на ОАО «Нытва», реструктуризации ОАО «Компания Ижнефтемаш» и сложностей, объясняемых другими причинами, как в случае с ОАО «Нефтебур».

3.4. Установление закономерности между фрактальной размерностью и общепринятыми характеристиками эффективности и устойчивости деятельности предприятия

Одним из важнейших показателей финансовой стабильности предприятия является показатель рентабельности чистой прибыли (коэффициент чистой прибыли либо рентабельность продаж).

На стадиях зарождения и зрелости основными показателями оценки стабильности предприятия являются показатели блока экономической стабильности, то есть эффективности деятельности предприятия и эффективности основной деятельности. Экономическая стабильность функционирования предприятия обеспечивается стабильным превышением

доходов над расходами на основе рентабельности всего производства при условии его платежеспособности и оптимальности совокупного риска.

Для оценки эффективности деятельности предприятия мы выбрали показатели рентабельности активов (РА) и рентабельности собственных средств (РСК):

$$РА = ПЧ / (ИС + КТ + Кt);$$

$$РСК = ПЧ / ИС, \text{ где}$$

ПЧ – чистая прибыль,

ИС – источники собственных средств,

КТ – долгосрочные кредиты и заемные средства,

Кt – краткосрочные кредиты и заемные средства.

Эти показатели взаимосвязаны между собой и с показателем финансовой стабильности функционирования предприятия – коэффициентом соотношения заемных и собственных средств. Этот коэффициент дает наиболее общую оценку финансовой устойчивости. Показывает, сколько единиц привлеченных средств приходится на каждую единицу собственных средств.

$$РСК = (ПЧ / В) / (ИС / В) = РА / (В / ИС) = РА (1 + (КТ + Кt) / ИС)$$

$$РСК = РА + РА \times КЗС, \text{ где}$$

В – валюта баланса,

КЗС - коэффициент соотношения заемных и собственных средств.

Очевидно, что рентабельность собственного капитала увеличивается относительно рентабельности активов за счет привлечения заемных средств даже при условии их платности.

Здесь важно подчеркнуть – рентабельность активов, рассчитанная по прибыли до выплаты процентов за кредиты и налогов должна превышать

среднюю расчетную ставку процента, в противном случае рентабельность собственного капитала будет меньше рентабельности активов, т.е. использование заемных средств не увеличит рентабельность собственного капитала, а наоборот:

$$PCK = PP / ИС = PA + (PA - И) \times KЗС, \text{ где}$$

PP – прибыль от реализации,

И – расходы по выплате процентов.

Для оценки экономической стабильности функционирования предприятия имеет значение показатель рентабельности основной деятельности, так как, если неуставная деятельность приносит больше прибыли, чем уставная, то основной доход предприятия имеет нестабильный характер.

Рентабельность основной деятельности можно разделить на две составляющие: рентабельность продаж ($Kpnp$) и оборачиваемость производственных активов ($Vnp a$):

$$P_{од} = Kpnp \times Vnp a,$$

$$Kpnp = Пп / Вп, \text{ где}$$

$Пп$ – прибыль от продаж, $Вп$ – выручка от продаж.

Представляет интерес сопоставление рентабельности чистой прибыли и коэффициента соотношения собственных и заемных средств с показателем динамики выручки – фрактальной размерностью, которая так же является одним из индикаторов стабильности работы предприятия (как показано в разделе 3.3). Изменение рентабельности или тренд рентабельности определяем с помощью аппарата алгебры матриц следующим образом:

Вектор R и матрица T задают исходные данные изменения рентабельности продаж по годам за период 2001 – 2010 гг.

$$\underline{R} := \begin{pmatrix} 6.0 \\ 7.5 \\ 3.9 \\ 6.7 \\ 11 \\ 7.3 \\ 10.5 \\ 11.8 \end{pmatrix} \quad \underline{T} := \begin{pmatrix} 1 & 2002 \\ 1 & 2003 \\ 1 & 2004 \\ 1 & 2005 \\ 1 & 2006 \\ 1 & 2007 \\ 1 & 2008 \\ 1 & 2009 \end{pmatrix}$$

$$B := (T^T \cdot T)^{-1} \cdot (T^T \cdot R) \quad t := 2001, 2002..2010$$

$$B = \begin{pmatrix} -1.666 \times 10^3 \\ 0.835 \end{pmatrix} \quad \underline{e}(t) := B_1 \cdot t + B_0$$

Вектор B рассчитывает коэффициенты регрессии:

$$B := (T^T \cdot T)^{-1} \cdot (T^T \cdot R)$$

А уравнение регрессии имеет вид:

$$\underline{e}(t) := B_1 \cdot t + B_0$$

На рис. 3.4.1-3.4.6 приводится сопоставление фрактальной размерности динамики выручки и характеристики тренда, под которой понимается угловой коэффициент прямой $e(t)$, то есть ($Kr=B_0$).

Фрактальная размерность	Характеристика тренда
D	Kr
1,356	0,835

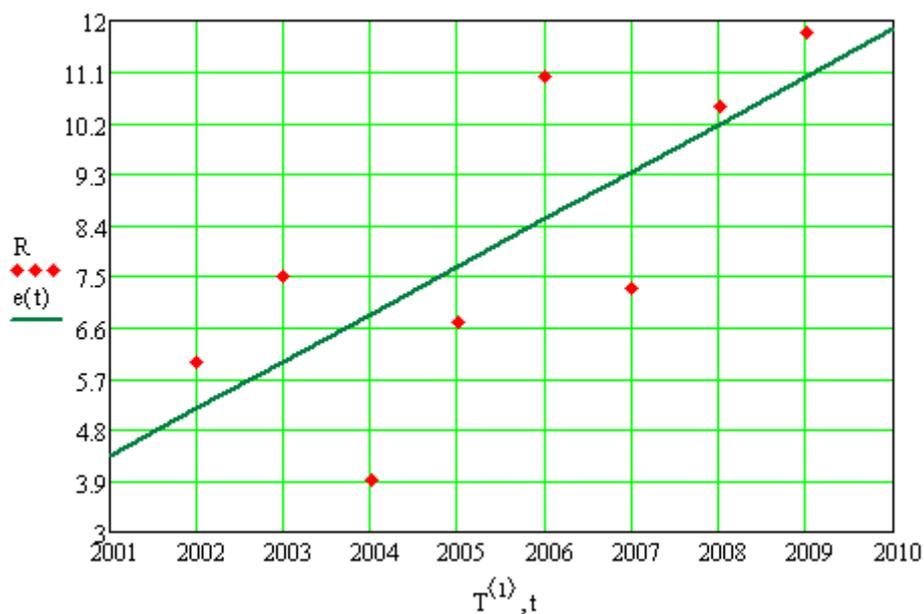


Рис. 3.4.1 Определение тренда изменения рентабельности ОАО «Самарский резервуарный завод» за период 2002 – 2009 гг.

Фрактальная размерность	Характеристика тренда
D	Kr
1,451	1,257

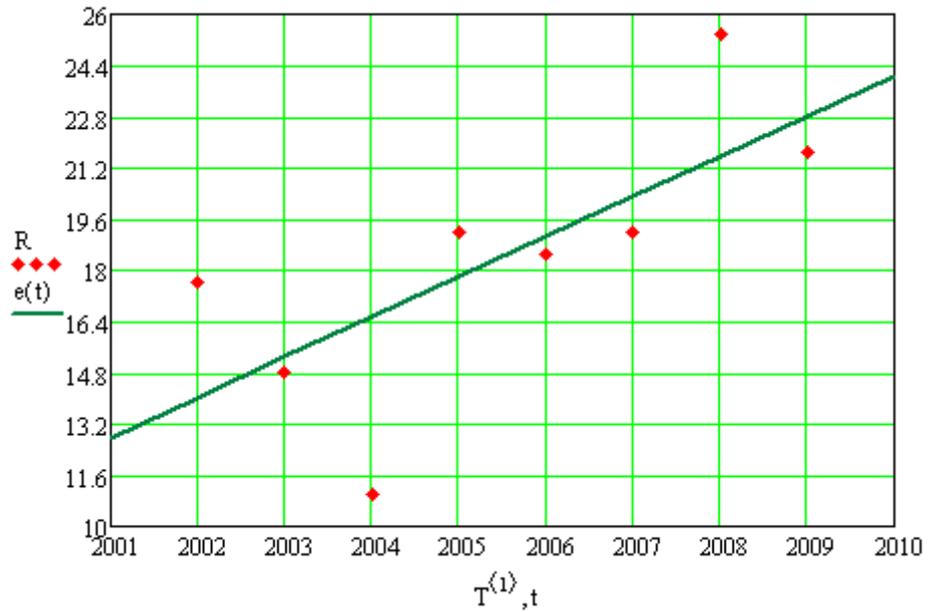


Рис. 3.4.2 Определение тренда изменения рентабельности ОАО «Волгабурмаш» за период 2002 – 2009 гг.

Фрактальная размерность	Характеристика тренда
D	Kr
1,361	2,294

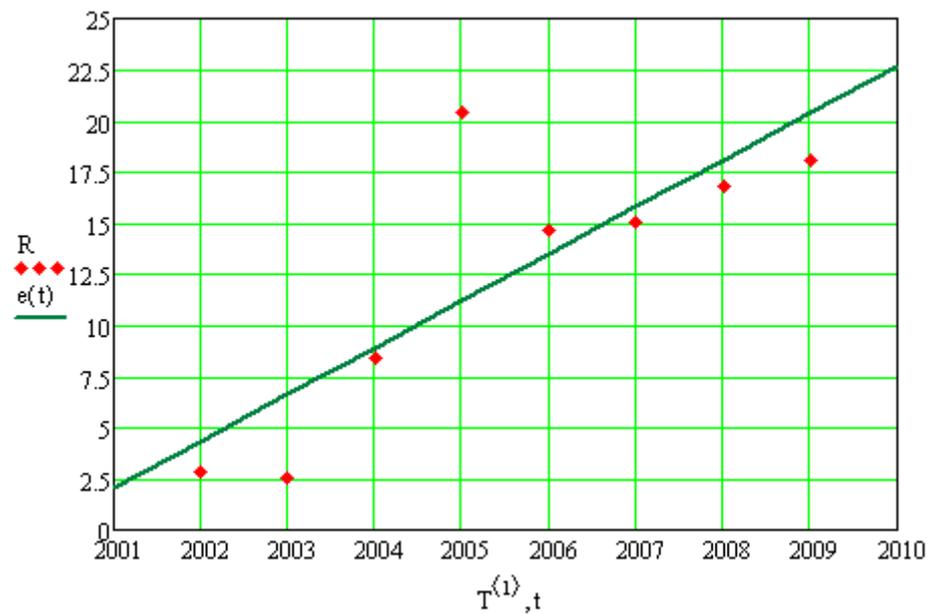


Рис. 3.4.3 Определение тренда изменения рентабельности ОАО «Алнас» за период 2002 – 2009 гг.

Фрактальная размерность	Характеристика тренда
D	Kr
1.273	-0.685

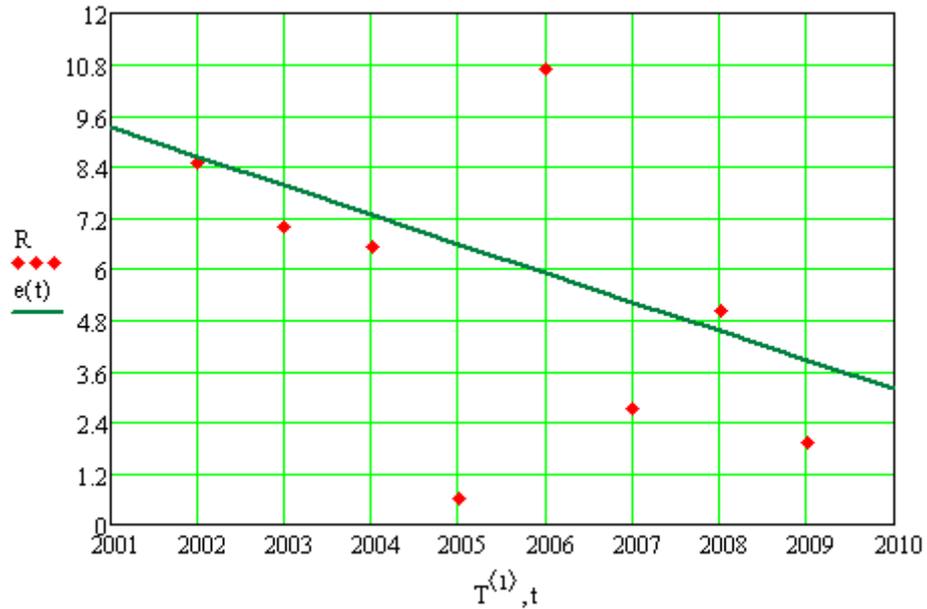


Рис. 3.4.4 Определение тренда изменения рентабельности ОАО «Нефтебур» за период 2002 – 2009 гг.

Фрактальная размерность	Характеристика тренда
D	Kr
1.27	-0.683

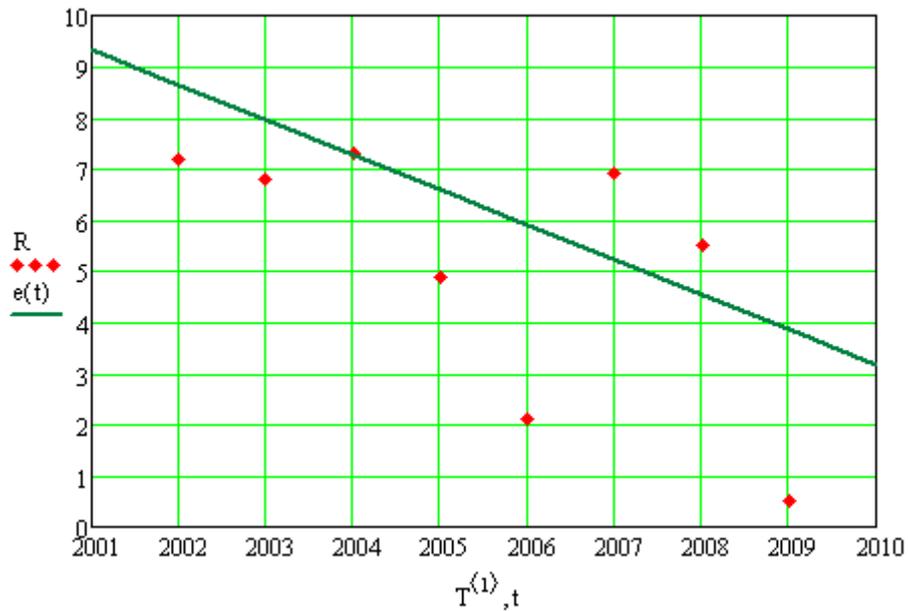


Рис. 3.4.5 Определение тренда изменения рентабельности ОАО «Нытва» за период 2002 – 2009 гг.

Фрактальная размерность	Характеристика тренда
D	Kr
1,291	-0,739

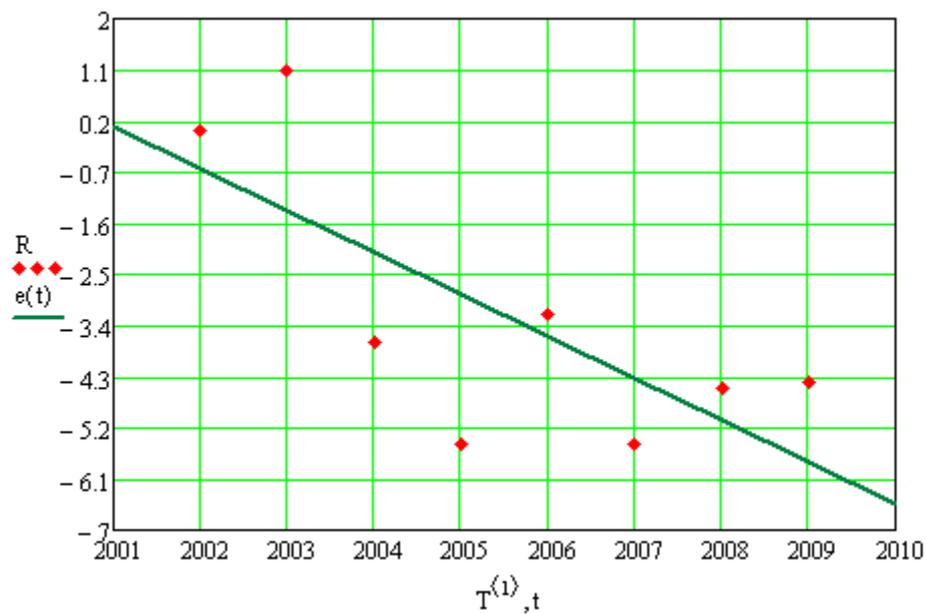


Рис. 3.4.6 Определение тренда изменения рентабельности ОАО «Ижнефтемаш» за период 2002 – 2009 гг.

Аналогично определяем тренд изменения коэффициента соотношения заемного и собственного капитала. Результаты исследования приведены в табл. 3.4.1:

Таблица 3.4.1.

Сопоставление фрактальной размерности динамики выручки D и характеристики тренда Kr

Предприятие	Фрактальная размерность	Характеристика тренда рентабельности	Характеристика тренда КЗС
	D	Kr	D/E
ОАО «Самарский резервуарный завод»	1,356	0,835	-0,105
ОАО «Волгабурмаш»	1,415	1,257	-1,284
ОАО «Алнас»	1,361	2,294	-0,453
ОАО «Нефтебур»	1,273	-0,685	0,784
ОАО «Нытва»	1,271	-0,683	1,150
ОАО «Ижнефтемаш»	1,291	-0,739	0,236

Из таблицы видно, что предприятия, имеющие отрицательный тренд рентабельности продаж (с коэффициентом Kr $-0,6 \dots -0,7$) и положительный тренд коэффициента соотношения заемных и собственных средств в период 2001 – 2010 гг, как правило характеризуются динамикой выручки с невысоким значением фрактальной размерности (1,270 – 1,290). Это такие предприятия как ОАО «Нефтебур», ОАО «Нытва», ОАО «Ижнефтемаш». Очевидно, это может быть обусловлено различными факторами, такими, как реструктуризация (ОАО «Ижнефтемаш»), инициацией процедуры банкротства (ОАО «Нытва») и другими внутренними причинами, которые снижают нормальную волатильность финансовых показателей.

С другой стороны, предприятия, имеющие положительный тренд рентабельности продаж (с коэффициентом Kr $0,8 \dots 2,3$) и отрицательный тренд коэффициента соотношения заемных и собственных средств в период 2001 – 2010 гг, как правило характеризуются динамикой выручки с высоким значением фрактальной размерности (1,350 – 1,480). Таким образом, нормальная волатильность финансовых показателей, которая и характеризуется

высоким значением фрактальной размерности как правило сопровождается достаточно устойчивым ростом тренда рентабельности и спадом тренда коэффициента соотношения собственных и заемных средств.

Установлены критические значения индикатора экономической стабильности предприятия, рассчитанные методом фрактального анализа динамики микроэкономических показателей (выручки):

- значение фрактальной размерности D временного ряда финансового показателя меньше 1,29 соответствует невысокой стабильности предприятия и пониженной (затухающей) волатильности, что, очевидно, свидетельствует о малой способности к развитию, особенно в условиях кризиса.

- значение фрактальной размерности D временного ряда финансового показателя выше 1,30 соответствует нормальной (рабочей) волатильности, и свидетельствует о высокой устойчивости предприятия и способности к развитию, что подтверждается лидерством в своем сегменте рынка ОАО «Самарский резервуарный завод», ОАО «Волгабурмаш», ОАО «Алнас».

3.5. Выводы по главе

В третьей главе были представлены результаты исследования в части применения методик фрактального анализа. Алгоритм, разработанный для анализа стабильности конкретного предприятия, сперва был опробован на данных по котировкам акций Лукойл на ММВБ. Было выявлено, что для периодов активного развития кризиса и в предкризисные годы наиболее существенным является не абсолютное значение фрактальной размерности, рассчитанной по динамике выбранного показателя, а ее относительное изменение более чем на 10% в течение годового периода – это является своеобразным «флагом» катастрофы.

После успешного тестирования на данных с различным характером поведения показателей (относительно стабильным или с резкими скачками) алгоритм был применен для анализа внутренних показателей конкретных предприятий, а именно выручки компаний, действующих на рынке производства и обслуживания нефтегазодобывающего комплекса и сопоставимых по масштабам производства. Это такие предприятия, как ОАО «Самарский резервуарный завод», ОАО «Волгабурмаш», ОАО «Алнас», ОАО «Нефтебур», ОАО «Нытва», ОАО «Ижнефтемаш». Для проведения исследования по анализируемым показателям были выбраны предкризисный и кризисный периоды.

Установлены критические значения индикатора экономической стабильности предприятия, рассчитанное методом фрактального анализа динамики микроэкономических показателей (выручки):

- значение фрактальной размерности D временного ряда финансового показателя меньше 1,29 соответствует невысокой стабильности предприятия и пониженной (затухающей) волатильности, что, очевидно, свидетельствует о малой способности к развитию, особенно в условиях кризиса.

- значение фрактальной размерности D временного ряда финансового показателя выше 1,30 соответствует нормальной (рабочей) волатильности, и свидетельствует о высокой устойчивости предприятия и способности к развитию, что подтверждается лидерством в своем сегменте рынка ОАО «Самарский резервуарный завод», ОАО «Волгабурмаш», ОАО «Алнас».

Установлена взаимосвязь между фрактальной размерностью динамики выручки, трендом рентабельности и трендом коэффициента соотношения собственных и заемных средств:

Предприятия, имеющие отрицательный тренд рентабельности продаж и положительный тренд коэффициента соотношения собственных и заемных средств как правило характеризуются динамикой выручки с невысоким

значением фрактальной размерности (1,270 – 1,290). Это такие предприятия как ОАО «Нефтебур», ОАО «Нытва», ОАО «Ижнефтемаш». Очевидно, это может быть обусловлено различными факторами, такими, как реструктуризация (ОАО «Ижнефтемаш»), инициацией процедуры банкротства (ОАО «Нытва») и другими внутренними причинами, которые снижают нормальную волатильность финансовых показателей.

С другой стороны, предприятия, имеющие положительный тренд рентабельности продаж и отрицательный тренд коэффициента соотношения собственных и заемных средств как правило характеризуются динамикой выручки с высоким значением фрактальной размерности (1,350 – 1,480). Таким образом нормальная волатильность финансовых показателей, которая и характеризуется высоким значением фрактальной размерности как правило сопровождается достаточно устойчивым ростом тренда рентабельности и падением тренда коэффициента соотношения собственных и заемных средств.

Материалы третьей главы изложены автором в следующих публикациях:

1. Кривоносова Е.К., Первадчук В.П., Кривоносова Е.А. Сравнение фрактальных характеристик временных рядов экономических показателей // Современные проблемы науки и образования. – 2014. - №6. - URL: www.science-education.ru/120-15974
2. Кривоносова Е.К., Первадчук В.П. Исследование временных рядов экономических показателей предприятий (на примере Приволжского Федерального округа) // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Экономические науки . – СПб., 2013. - № 173. – С. 31-36.
3. Кривоносова Е.К., Первадчук В.П. Математическое моделирование процесса оценки стабильности предприятий машиностроительного комплекса // Тяжелое машиностроение. – 2014. - №8 – С. 45-48.
4. Кривоносова Е.К., Первадчук В.П. Применение фрактального анализа к исследованию динамики макроэкономических показателей // Вестник Пермского национального исследовательского

политехнического университета. Сер.: Прикладная математика и механика. – 2013. - № 11. – С. 48-55.

5. Krivonosova E.A., Schicin Y.D., Krivonosova E.K. Fractal analysis of multilevel structure formation / The International Symposium on visualization through advanced measurements and simulation. (26-28 November, 2014, Osaka). – 2014. - Osaka University. – p. 287-289.

4. Прогнозирование критических точек финансовых систем при помощи мультифрактальных характеристик

В четвертой главе приведены результаты исследования временных рядов котировок акций и индексов с использованием разработанного алгоритма мультифрактального анализа. Проведена сравнительная оценка точности способов определения критических точек в рамках разработанного в данной работе метода мультифрактального анализа. Представлены результаты исследования временных рядов индексов и котировок акций на фондовом рынке.

4.1. Выбор параметров модели

Пусть рассматривается временной ряд с количеством измерений, равным L , это значение будет меняться в зависимости от количества элементов ряда. Выделим основное подмножество: это первые K значений $\{X_i\}_{i=1}^K$ временного ряда $\{X_i\}_{i=1}^L, 1 < K < L$. Подмножества будут заданы позицией, соответствующей параметрам l – стартовая позиция расчета прогнозного показателя Гельдера и k – количество элементов в прогножном подмножестве, таким образом основное подмножество будет определено позицией, соответствующей разности $(l - k)$. Подобный выбор параметров также обусловлен необходимостью проведения расчетов на основании значений, расположенных строго слева от текущей позиции – это обеспечит показатель прогнозной функцией. Поскольку для корректного расчета показателя Гельдера достаточно относительно небольшого количества измерений, возьмем $l = 40$ и $k = 20$. В дальнейшем эти параметры могут меняться, но проведенные исследования показали, что эти значения параметров являются оптимальными для корректного прогноза. Далее мы предположим, что для временного ряда $\{X_i\}_{i=1}^K$ показатель Гельдера равен α . Поскольку область определения $\alpha : [0;1]$, возьмем среднее значение этого параметра – $\alpha = 1/2$.

Важно установить коэффициенты U_p и D_n , влияющие на уровень порога нормального состояния. Расчеты показали, что для финансовых рядов различных характеров эти показатели могут меняться, поскольку коэффициент, корректно выявляющий на достаточно нестабильном ряде критические точки, на относительно стабильном и ровном ряде может не выявить сигнал. В среднем диапазон изменений параметра для верхнего порога нормального состояния: $0,2 < U_p < 0,3$, для верхнего порога нормального состояния: $0,35 < D_n < 0,45$. При этом зафиксируем значения порогов до стартовой расчетной позиции l на уровне: *верхний порог* = 1, *нижний порог* = 0,5 во избежание увеличения вероятности ложного сигнала на стартовой позиции. Помимо установления параметров необходимо определить условие, при котором точка будет считаться критической, т.е. обозначать либо смену тренда, либо резкий скачок. Пусть этими условиями будет нахождение прогнозного показателя Гельдера выше верхнего порога нормального состояния либо ниже нижнего порога нормального состояния.

4.2. Верификация разработанного алгоритма оценки показателя Гельдера

Алгоритм реализован программными средствами MATLAB и содержит 1 основной модуль и 3 подпрограммы. Для анализа были выбраны котировки акций компаний различных отраслей и мировые индексы. На рис. 4.2.1 приведен анализ временного ряда индекса RTS oil / gas. На верхней панели приведен участок временного ряда индекса RTS oil / gas с 01.10.2007 по 30.12.2009, единица времени – дни. На нижней панели отражен ряд локальных прогнозных показателей Гельдера при установленных параметрах $l = 40$, $k = 20$, $U_p = 0,32$, $D_n = 0,32$. Общая фрактальная размерность ряда зафиксирована на уровне $D_f = 1,17$ (рис. 4.2.2). Показатели рассчитаны в соответствии с алгоритмом, описанным в разделе 2.7 данной работы. Рассмотрим этот график подробнее. Верхняя линия зеленого цвета - индикатор верхнего порога

нормального состояния, соответственно нижняя красная линия – индикатор нижнего порога нормального состояния. Пересечение прогнозного показателя Гельдера зеленой линии на подъеме означает начало сигнала – критическая точка. Очевидно, что опускающийся ниже линии нижнего порога нормального состояния показатель Гельдера тоже может служить сигналом критической точки – смены тренда либо резкого скачка. Как можно заметить, если оба сигнала нижнего и верхнего порогов имеют место на сравнительно небольшом отрезке и появляются «вместе», это может служить индикатором резкого скачка. Если же сигналы редкие и появляются отдельно – имеет место либо пересечение верхнего порога нормального состояния, либо нижнего порога нормального состояния – можно судить о критической точке смены тренда искомого ряда.

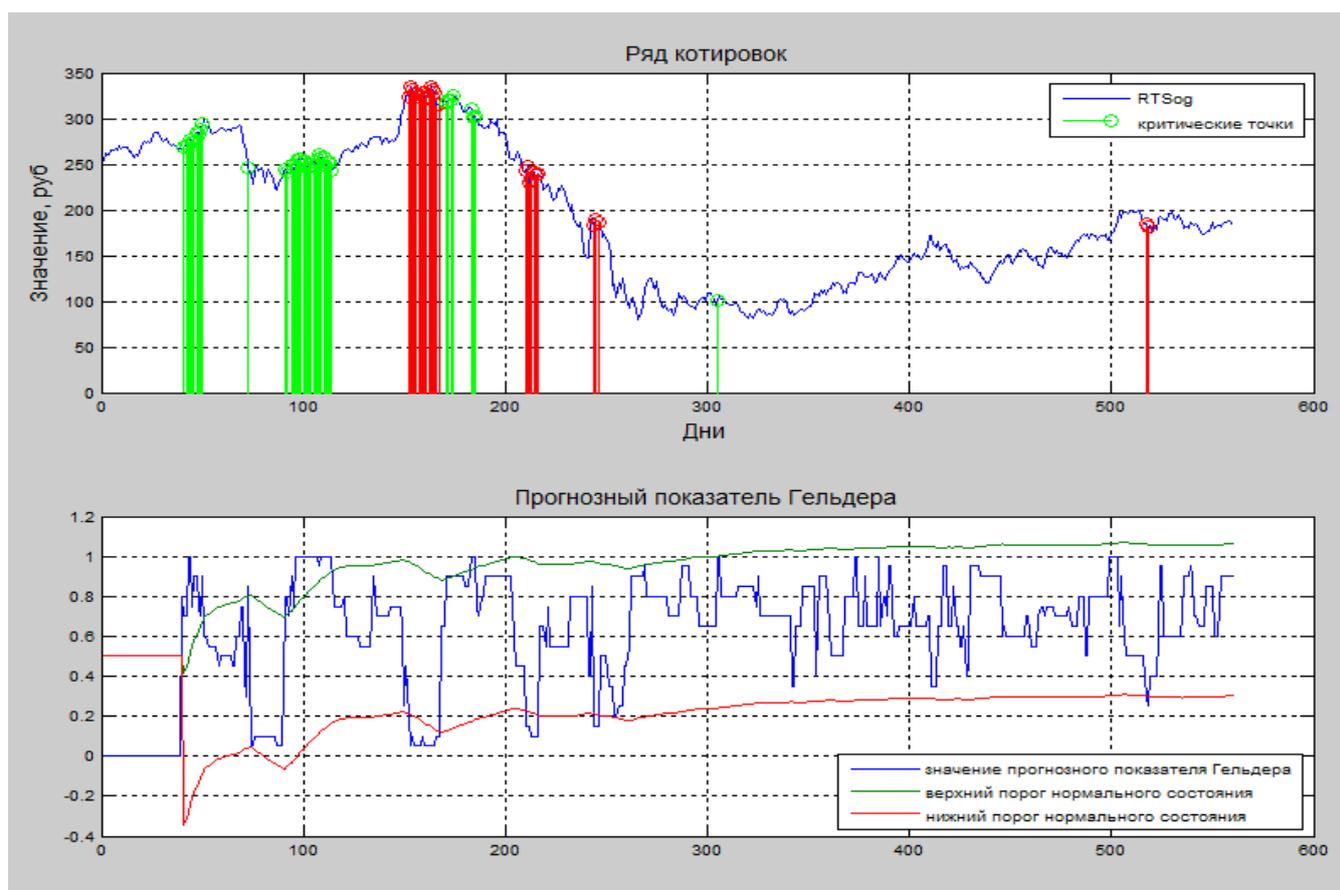


Рис. 4.2.1. Верхняя панель – анализируемый участок индекса RTS oil / gas с 01.10.2007 по 30.12.2009. Нижняя панель – соответствующий ряду индекса прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя.

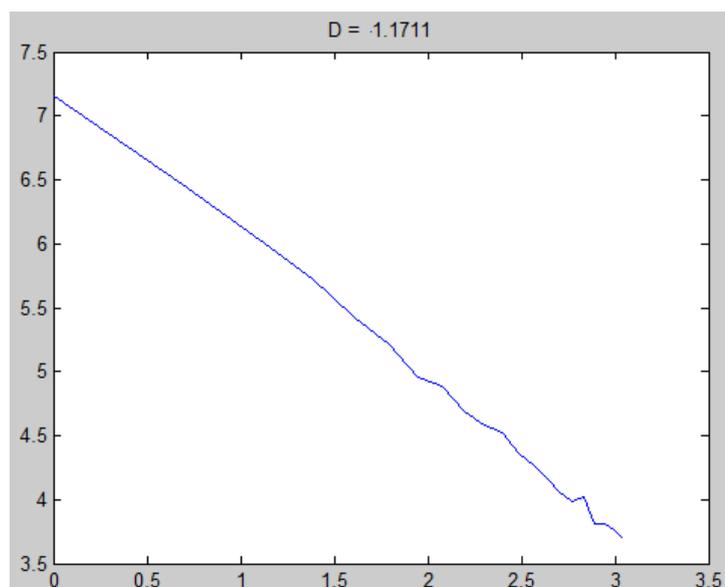


Рис. 4.2.2. Общая фрактальная размерность временного ряда индекса RTS oil / gas с 01.10.2007 по 30.12.2009.

Перейдем к анализу критических точек и критических областей. Пересечение прогнозным показателем Гельдера верхнего порога нормального состояния, что соответствует пятидесятому торговому дню, можно расценить как скорую (приблизительно через 10 дней) смену тренда с роста на резкое падение значений индекса на 25%. Но поскольку эта точка находится на начальной позиции расчета показателя Гельдера (стартовая позиция расчетов – 40-ой день) и показатель верхнего порога нормального состояния еще не может считаться устоявшимся, эту область для проведения анализа лучше исключить.

Следующий одиночный сигнал возникает на восьмидесятом дне и затем мощный сигнал, возникающий на сотый торговый день, говорит о критической области. Сразу после появления этого сигнала значения временного ряда индекса RTS взлетают более, чем на 35%.

Затем сигнал возникает в области 160-го торгового дня сперва на нижнем пороге, а после повторяется на верхнем пороге нормального состояния. Сразу за этим следует обвал ряда индекса RTS на 75%, сопровождающийся появлением еще двух сигналов на нижнем пороге нормального состояния.

Очевидно, они свидетельствуют о еще более сильном обвале ряда индекса без смены тренда.

Следующий одиночный сигнал возникает в районе 305-го торгового дня при пересечении прогнозным показателем Гёльдера верхнего порога нормального состояния. Поскольку он не сопровождается сигналом с нижнего порога, можно сделать вывод о скорой смене тренда – через 15 торговых дней тренд с падения сменяется трендом роста – около 320-го дня значения индекса РТС идут в рост сперва на 60%, а затем после небольшого падения, еще на 40%.

Далее одиночный сигнал возникает на 510-ый торговый день – пересечение нижнего порога нормального состояния, этот сигнал свидетельствует о скорой смене тренда ряда индекса РТС.

Таким образом, не предсказанным осталось одно падение на 20% и подъем после этого падения в районе 410-го торгового дня, но основной тренд этого периода сохранился и продолжил рост до следующей критической точки. Из 8 основных критических точек предсказано 6. Как было отмечено ранее, появлению большего количества критических точек способствует параметр U_p и D_p , входящий в расчет верхнего и нижнего порогов нормального состояния. Также стоит отметить, что увеличение количества сигналов приводит к несомненному увеличению доли ложных или незначительных сигналов.

Проведем анализ более широкого ряда показателей. Возьмем котировки акций Лукойл за период 2006 – 2012 гг., который включает кризисный 2008 год и довольно обширный период стабильного состояния рынка (Рис. 4.2.3).

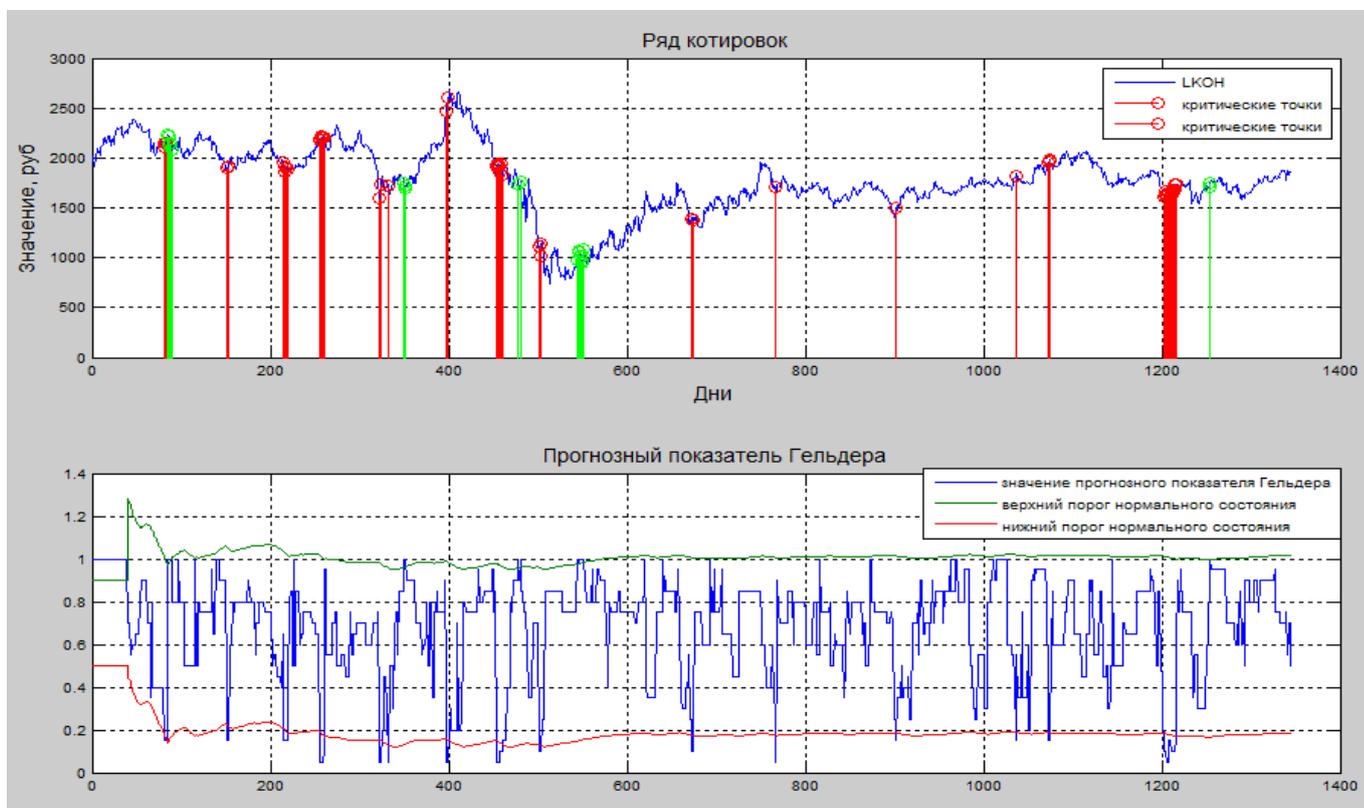


Рис. 4.2.3. Верхняя панель – анализируемый участок котировок ЛКОН с 01.10.2006 по 29.02.2012. Нижняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги его нормального состояния.

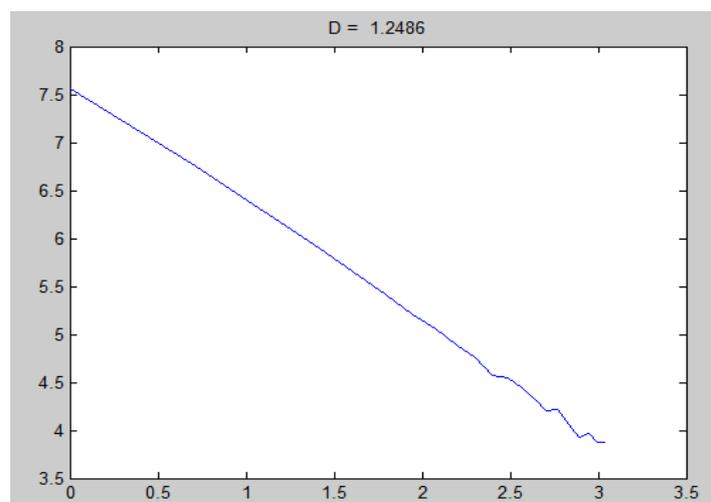


Рис. 4.2.4. Общая фрактальная размерность временного ряда котировок ЛКОН с 01.10.2006 по 29.02.2012.

Первый сигнал возникает на 80 торговый день, он сопровождается пересечением прогнозного показателя Гельдера как верхнего порогового значения, так и нижнего, что свидетельствует о скором скачке без смены тренда, сигнал повторяется на 100-ый день и котировки сразу показывают падение на 16%, которое заканчивается на 160 дне появлением одиночного сигнала на пересечении с нижним порогом – он свидетельствует о смене тренда, сигнал корректный и сразу после его появления значения ряда котировок меняют тренд с падения на рост и возвращаются на 15% вверх.

Следующий сигнал появляется на 215-ый торговый день, сигнал одиночный на пересечении нижнего порога и свидетельствует о смене тренда, что опять же происходит сразу после появления сигнала. Ряд котировок меняет тренд с падения на рост и отыгрывает 15% после предыдущего падения.

Следующая критическая точка появляется в районе 260 торгового дня и тоже является одиночным сигналом на пересечении с нижним порогом нормального состояния. Она предсказывает скорую смену тренда, что подтверждается резким падением на 26% примерно через 10 торговых дней после появления сигнала.

Следующие сигналы появляются с 340 по 360 торговые дни. Поскольку имеет место пересечение как нижнего, так и верхнего порогов нормального состояния, можно сделать вывод о скором резком скачке либо обвале. На последнем сигнале из этой критической области (пересечение верхнего порога) происходит резкий скачок котировок на 53%.

Далее критическая точка определена на 400 торговом дне – это одиночный сигнал о пересечении нижнего порога, который говорит о скорой смене тренда. Это событие происходит сразу же после появления сигнала, ряд котировок падает более, чем на 69%. Падение в течение 100 торговых дней сопровождается появлением еще двух сигналов пересечения верхнего и нижнего порогов, это происходит примерно на 460-470 дни и говорит о том, что

резкое падение продолжится без изменения тренда, что подтверждается продолжением падения.

Сигнал, возникший на 500 день может считаться индикатором смены тренда, но поскольку он появился на равном расстоянии от предыдущих сигналов, трудно судить о том, предсказывает он смену тренда или продолжение падения. Котировки продолжают падать, но в скором времени стабилизируются и появляется одиночный сигнал пересечения верхнего порога, прогнозирующий смену тренда, которая продолжается до 660 дня. Затем наблюдается небольшое падение котировок и на 680 день появляется сигнал о смене тренда, что подтверждается последующим ростом ряда котировок.

Следующая критическая точка появляется примерно на 770 торговый день, это одиночный сигнал пересечения нижнего порогового значения, который говорит о смене тренда. Действительно, рост ряда котировок сменяется плавным падением.

На 910-ый день появляется следующий одиночный сигнал, прогнозирующий скорую смену тренда. Она происходит сразу же после появления сигнала – плавное падение сменяется плавным ростом.

Два одиночных (на пересечении нижнего порога нормального состояния) сигнала появляются последовательно на 1050 и 1080 торговые дни. Поскольку имеет место пересечение только нижнего порога, можно сделать вывод о смене тренда. Она происходит приблизительно через 10 дней после появления последнего сигнала и сопровождается падением котировок на 25%.

По появлению критической области точек с 1200 торгового дня можно судить о скорой смене тренда, что просматривается на графике котировок – резкое падение сменяется плавным ростом. Однако, появление на 1240 день сигнала пересечения верхнего порога позволяет прогнозировать увеличение скорости роста котировок.

Таким образом, ряд котировок содержит 14 критических точек, которые должны быть предсказаны. Из них не было предсказано 3 точки, ложных сигналов - 2.

4.3. Прогнозирование критических состояний системы при помощи разработанной методики оценки показателя Гельдера

Рассмотрим анализируемые ряды котировок и соответствующие им ряды прогнозного показателя Гельдера.

Для ряда котировок акций компании Аэрофлот (рис. 4.3.1) из возможных 7 наиболее значимых критических точек предсказано 7, ложных точек - 1.

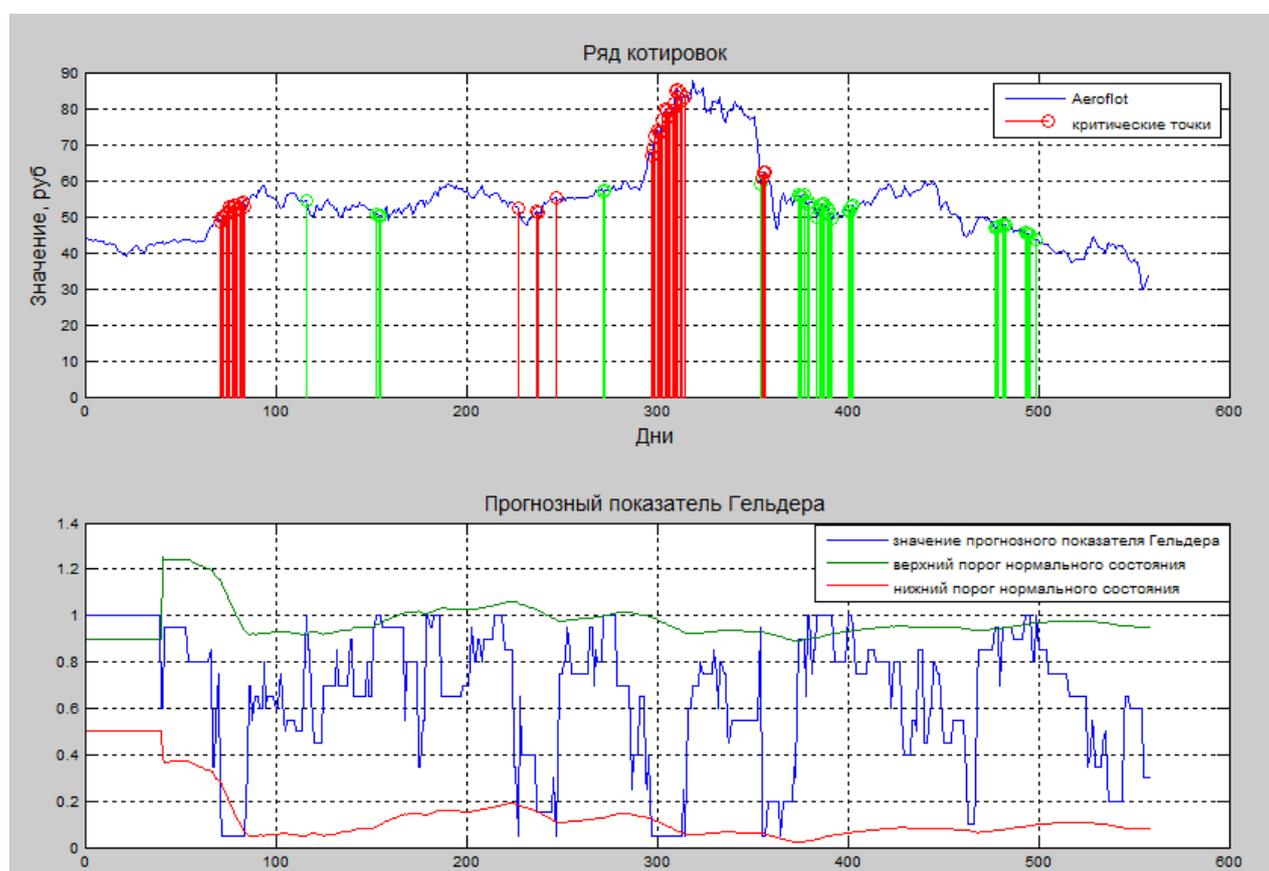


Рис. 4.3.1. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций Аэрофлот с 01.10.2012 по 22.12.2014. Нижняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя.

Для ряда котировок акций компании Газпром (рис. 4.3.2) из возможных 16 наиболее значимых критических точек предсказано 11, ложных сигналов - 3.

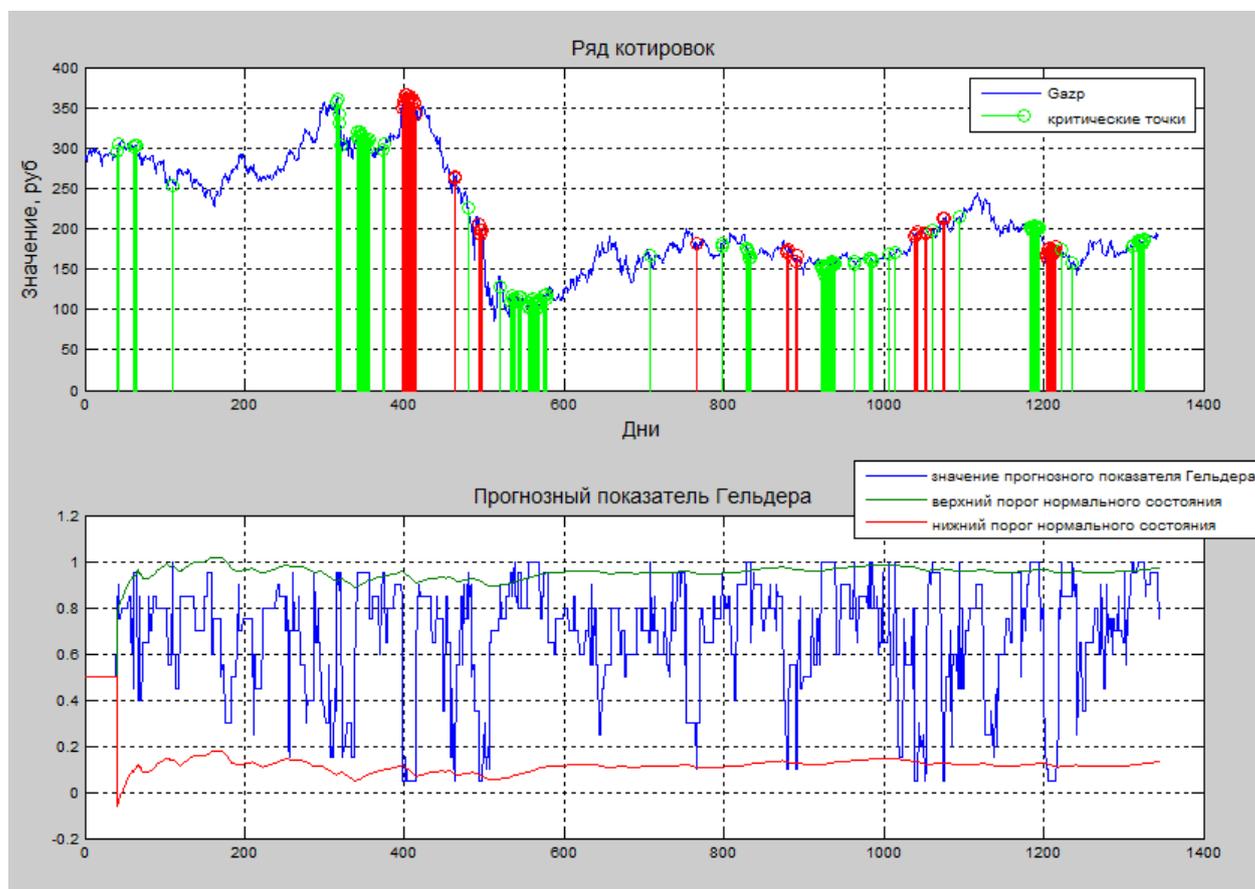


Рис. 4.3.2. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций Газпром с 02.10.2006 по 01.03.2012. Нижняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя.

Для ряда котировок акций компании Мегафон (рис. 4.3.3) из возможных 19 наиболее значимых критических точек предсказано 17, ложных сигналов - 0.

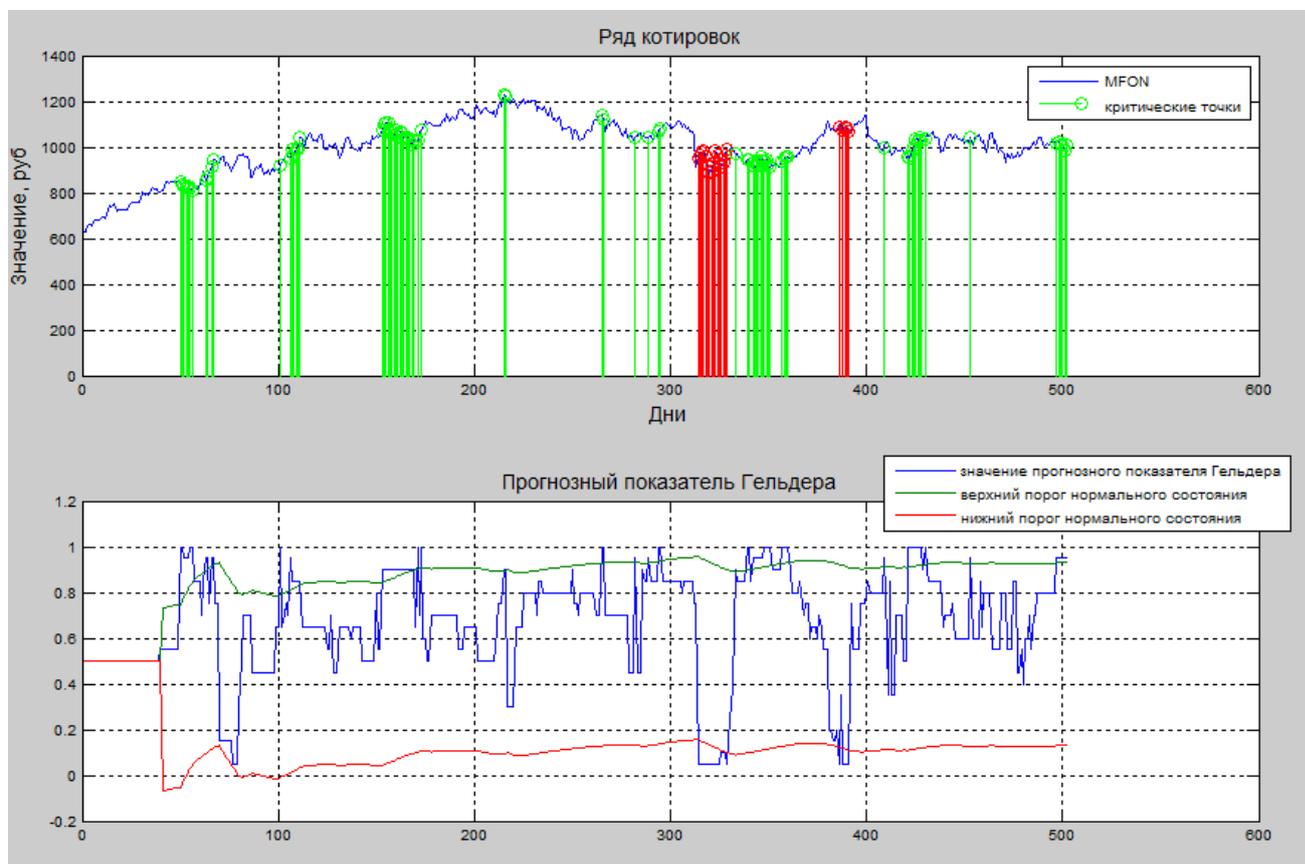


Рис. 4.3.3. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций Мегафон с 28.11.2012 по 01.12.2014. Нижняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя.

Для ряда котировок акций компании Роснефть (рис. 4.3.4) из возможных 12 наиболее значимых критических точек предсказано 10, ложных сигналов -0.

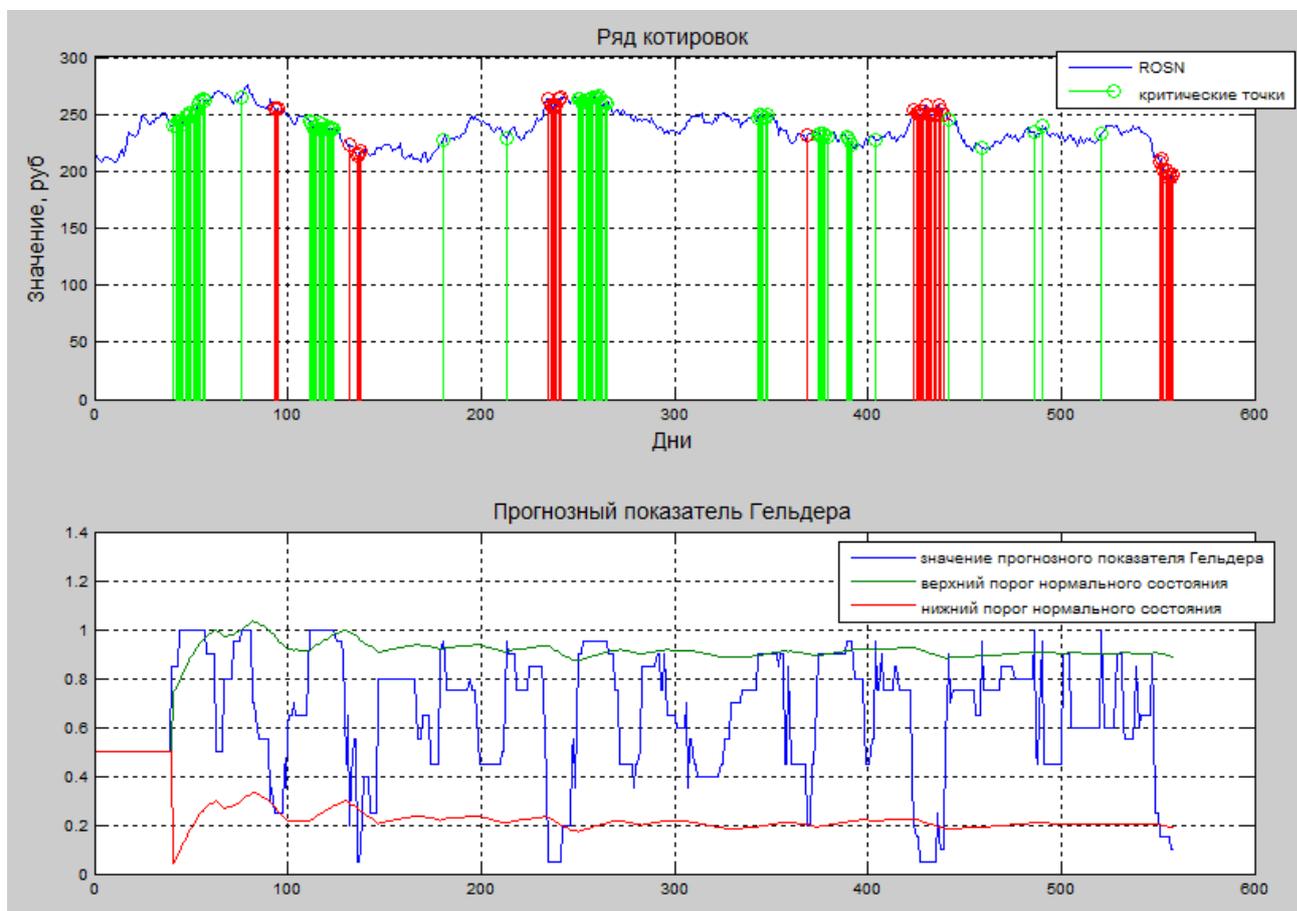


Рис. 4.3.4. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций Роснефть с 01.10.2012 по 22.12.2014. Нижняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя.

Для ряда котировок акций компании Русгидро (рис. 4.3.5) из возможных 11 наиболее значимых критических точек предсказано 10, ложных сигналов - 0.

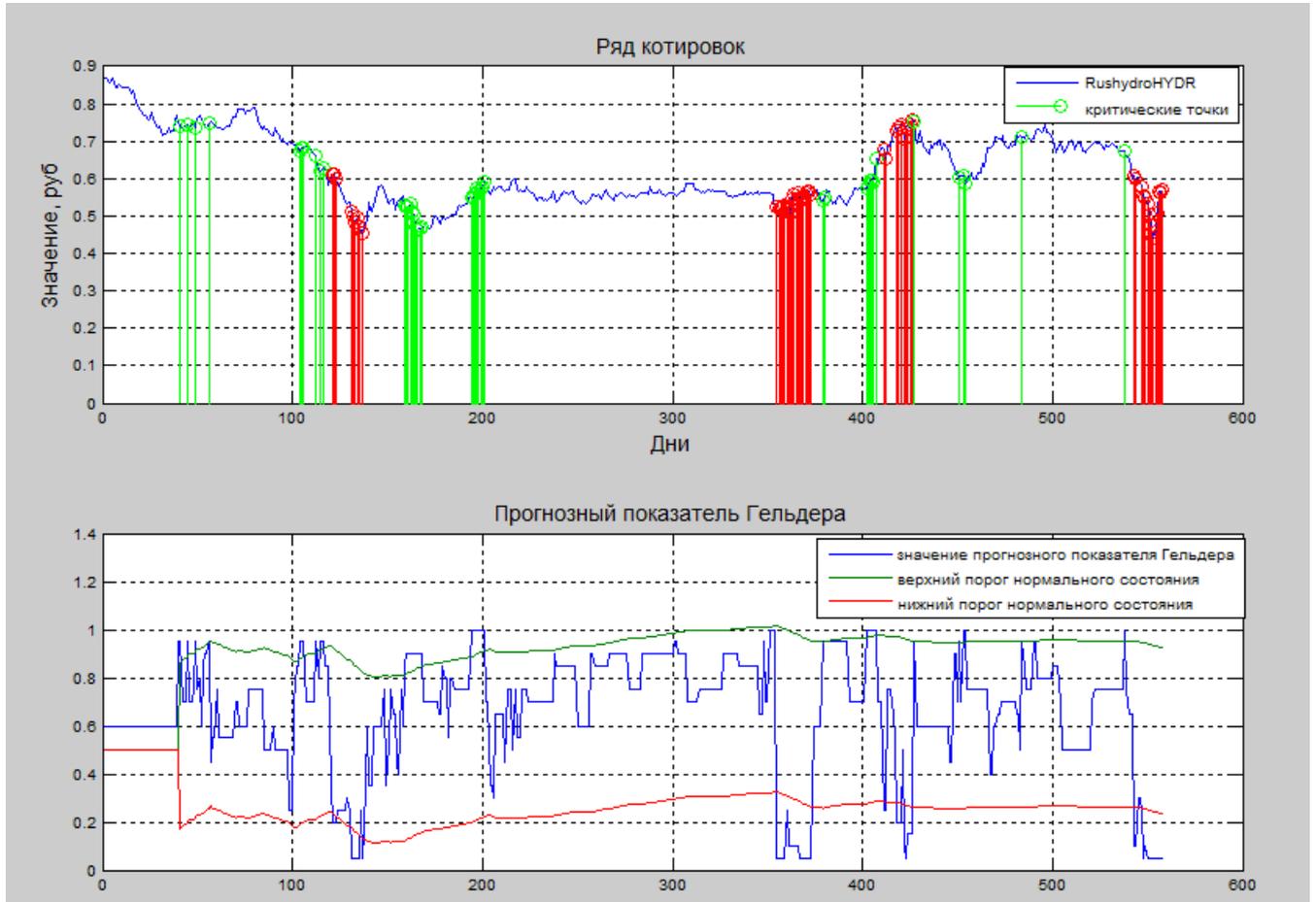


Рис. 4.3.5. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций Русгидро с 01.10.2012 по 22.12.2014. Нижняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя.

Для ряда котировок акций компании Сбербанк (рис. 4.3.6) из возможных 13 наиболее значимых критических точек предсказано 11, ложных сигналов -2.

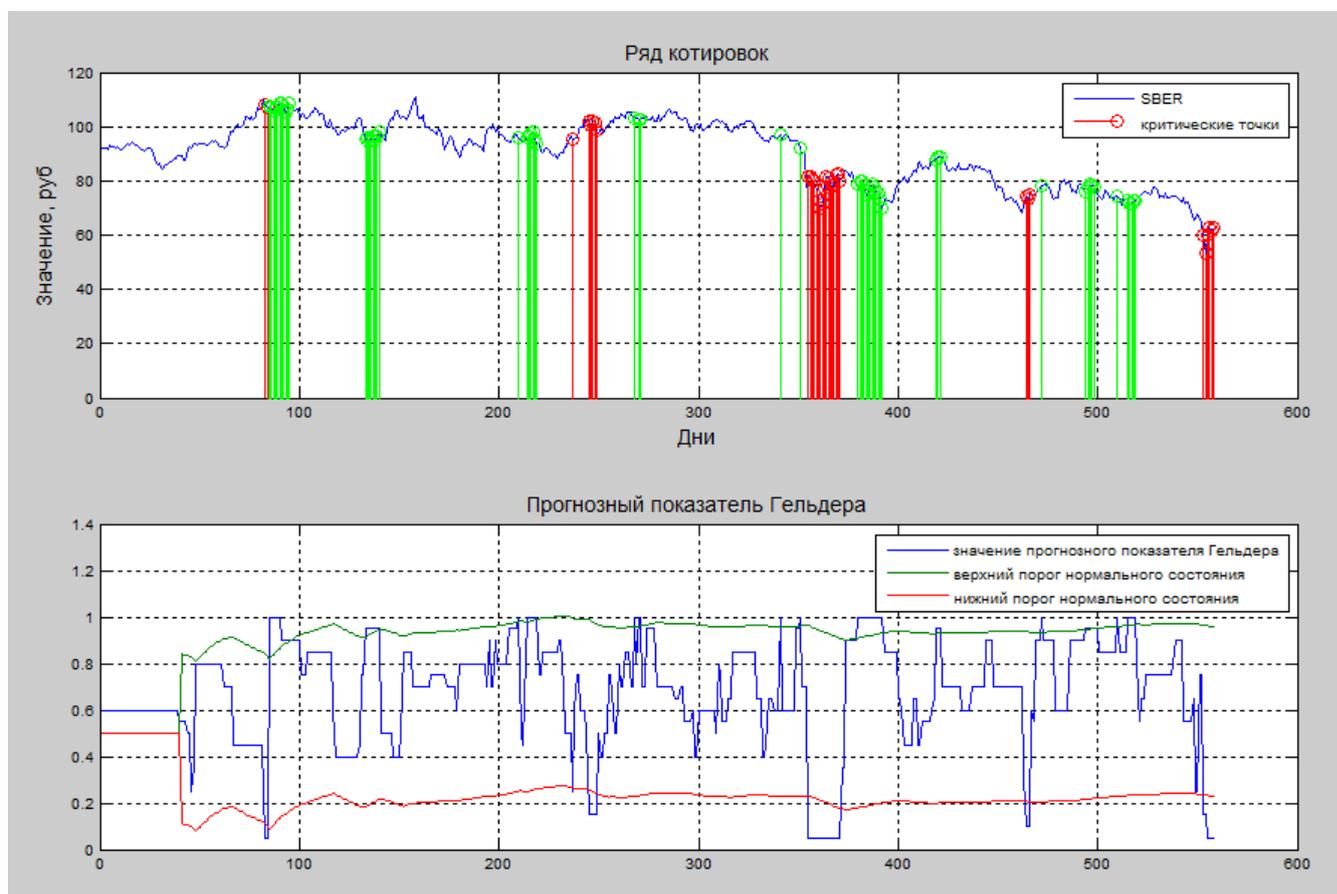


Рис. 4.3.6. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций Сбербанк с 01.10.2012 по 22.12.2014. Нижняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя.

Для ряда котировок акций компании ВТБ (рис. 4.3.7) из возможных 11 наиболее значимых критических точек предсказано 11, ложных сигналов - 1.

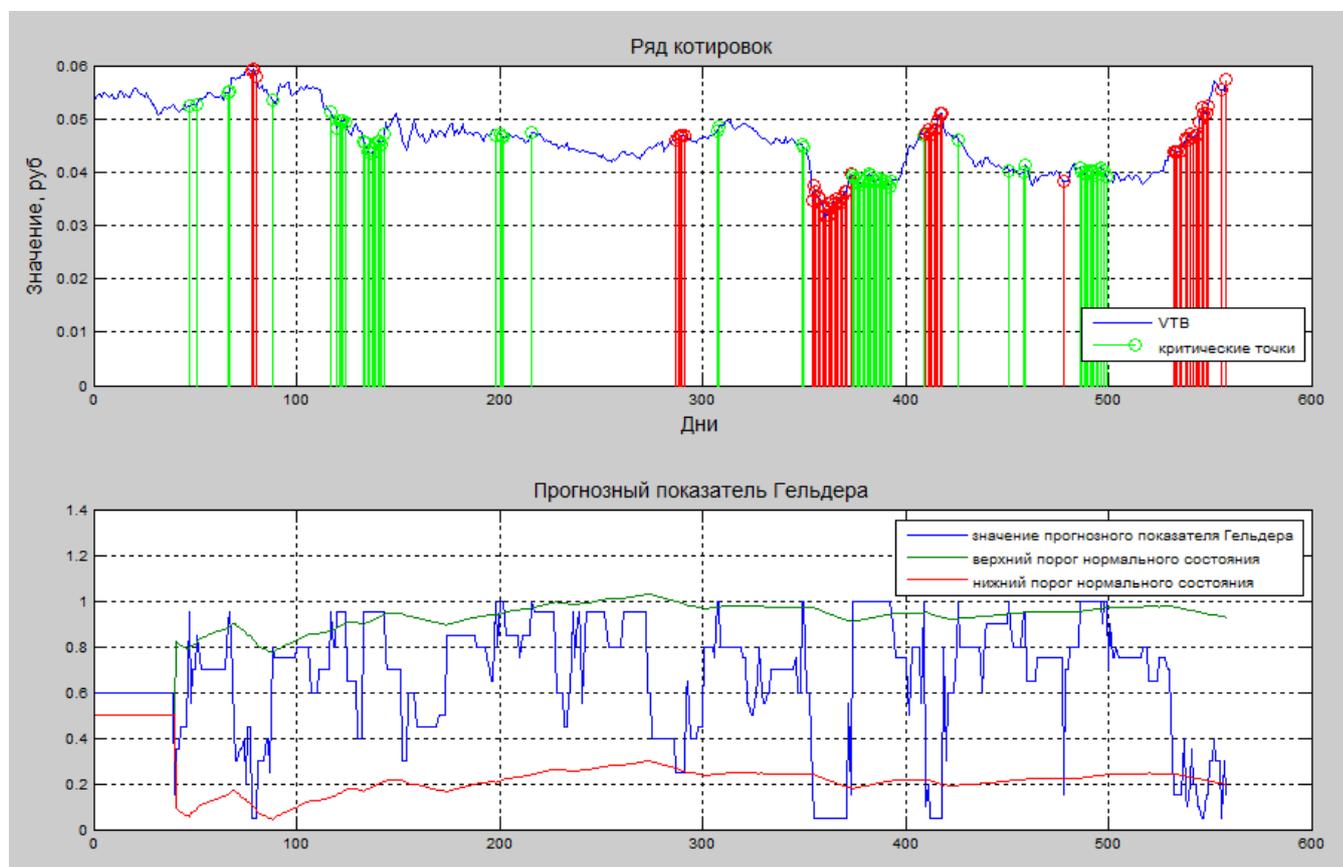


Рис. 4.3.7. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций ВТБ с 01.10.2012 по 22.12.2014. Нижняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя.

Результирующая таблица (Табл. 4.3.1) содержит информацию о количестве предсказанных и не предсказанных событий и доле предсказанных событий в общем количестве критических точек временных рядов.

Таблица 4.3.1

Результаты анализа, проведенного с помощью прогнозного показателя
Гёльдера

Наименование анализируемого ряда	Начало периода	Конец периода	Количество "критических точек"	Количество предсказанных критических точек (Прогнозный ПГ)	Количество ложных сигналов (Прогнозный ПГ)	Доля верно предсказанных критических точек (Прогнозный ПГ)
RTS oil / gas	01.10.2007	30.12.2009	8	6	0	75%
LKOH	01.10.2007	29.02.2012	15	12	2	71%
Аэрофлот	01.10.2012	22.12.2014	7	7	1	88%
Gazp	02.10.2006	01.03.2012	16	11	3	58%
MFON	28.11.2012	01.12.2014	19	17	0	89%
MTS	02.10.2006	02.11.2012	6	6	0	100%
ROSN	01.10.2012	22.12.2014	12	10	0	83%
Rushydro	01.10.2012	22.12.2014	11	10	0	91%
Sberbank	01.10.2012	22.12.2014	13	11	2	73%
VTB	01.10.2012	22.12.2014	11	11	1	92%
Усредненная точность метода			118	101	9	80%

4.4. Анализ пороговых значений приращений прогнозного показателя Гёльдера для выявления критических точек

Проведенные исследования показывают, что в кризисные периоды характер значений прогнозного показателя Гёльдера может быть characterized резкими скачками, это наблюдается особенно перед резкими обвалами или скачками исходного ряда котировок. Поэтому резонно было бы включить в анализ изменения приращений показателя Гёльдера.

Для того, чтобы вычислить приращение, из текущего показателя будем вычитать предыдущее, таким образом получим значение приращения для каждой точки исходного ряда.

Также необходимо зафиксировать нормативное значение приращений на среднем уровне (параметр $K_{diff} = K * D_f$ будет служить индикатором нормального состояния приращений, параметр $K \approx 0.32$ определен экспериментально). Значения приращений, превышающие значение параметра K_{diff} , будут считаться индикаторами критических точек.

Рассмотрим анализ приращений прогнозного показателя Гёльдера на примере уже проанализированного ранее ряда котировок акций Лукойл за период 2006 – 2012 гг. (Рис. 4.4.1), критические точки нанесены на исходный ряд котировок в соответствии с пересечением индикатора значений приращений.

По сравнению с анализом пересечения прогнозного показателя Гёльдера пороговых значений (3 события из 14 оказались не предсказаны), анализ по приращениям сократил количество упущенных событий до 2, ложных сигналов - 2.

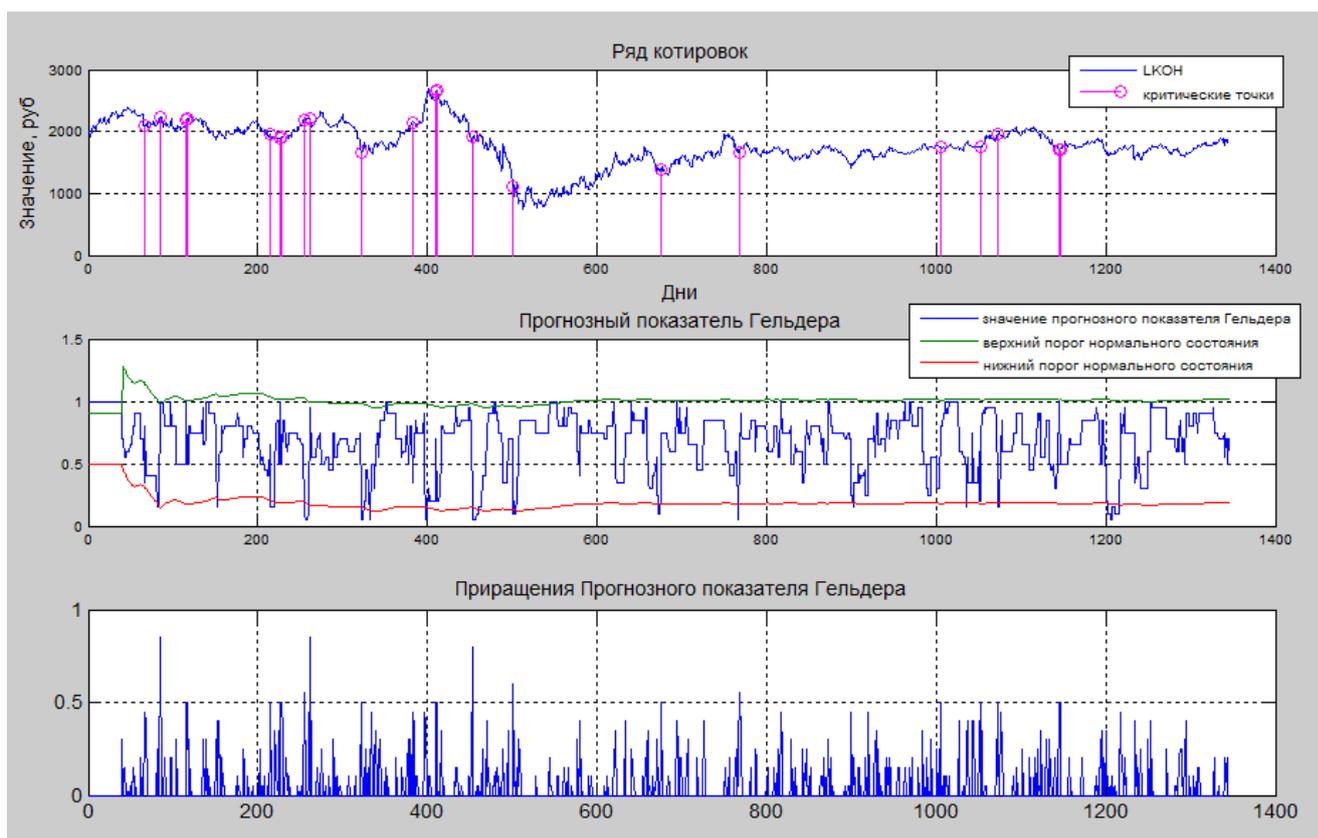


Рис. 4.4.1. Верхняя панель – анализируемый участок котировок ЛКОН с 01.10.2006 по 29.02.2012. Средняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя. Нижняя панель – приращения прогнозного показателя Гельдера.

Рассмотрим также пример анализа временного ряда индекса RTS oil / gas при помощи метода приращений (Рис. 4.4.2). По сравнению с анализом пересечения прогнозного показателя Гельдера пороговых значений (2 события из 8 оказались не предсказаны), анализ по приращениям сократил количество упущенных событий до 1, ложных сигналов - 0.

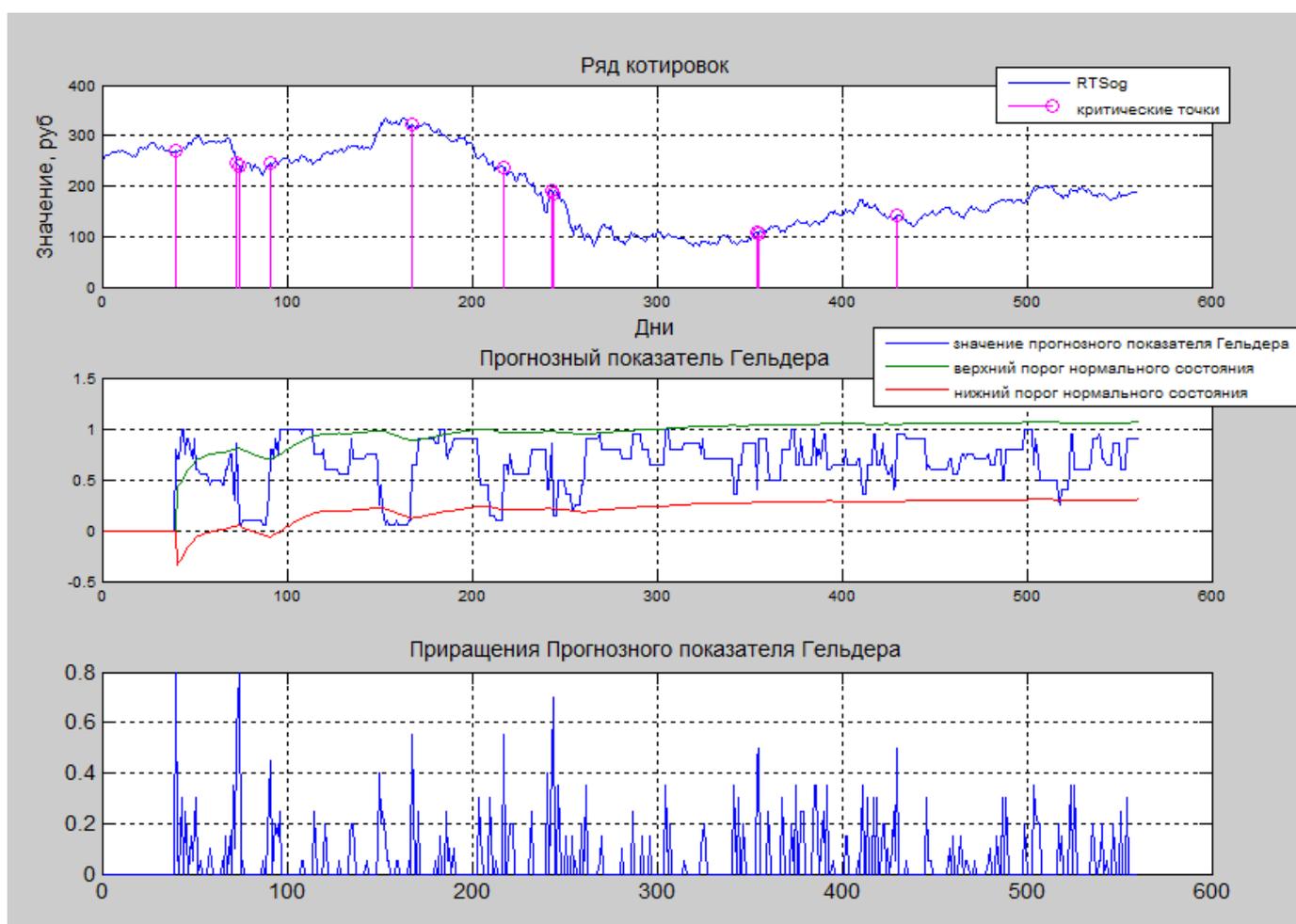


Рис. 4.4.2. Верхняя панель – анализируемый участок индекса RTS oil / gas с 01.10.2007 по 30.12.2009. Средняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя. Нижняя панель – приращения прогнозного показателя Гельдера

Анализ приращения прогнозного показателя Гельдера для временного ряда акций компании Аэрофлот (Рис. 4.4.3) показал, что предсказано корректно 5 из 7 точек, при этом отсутствуют ложные сигналы.

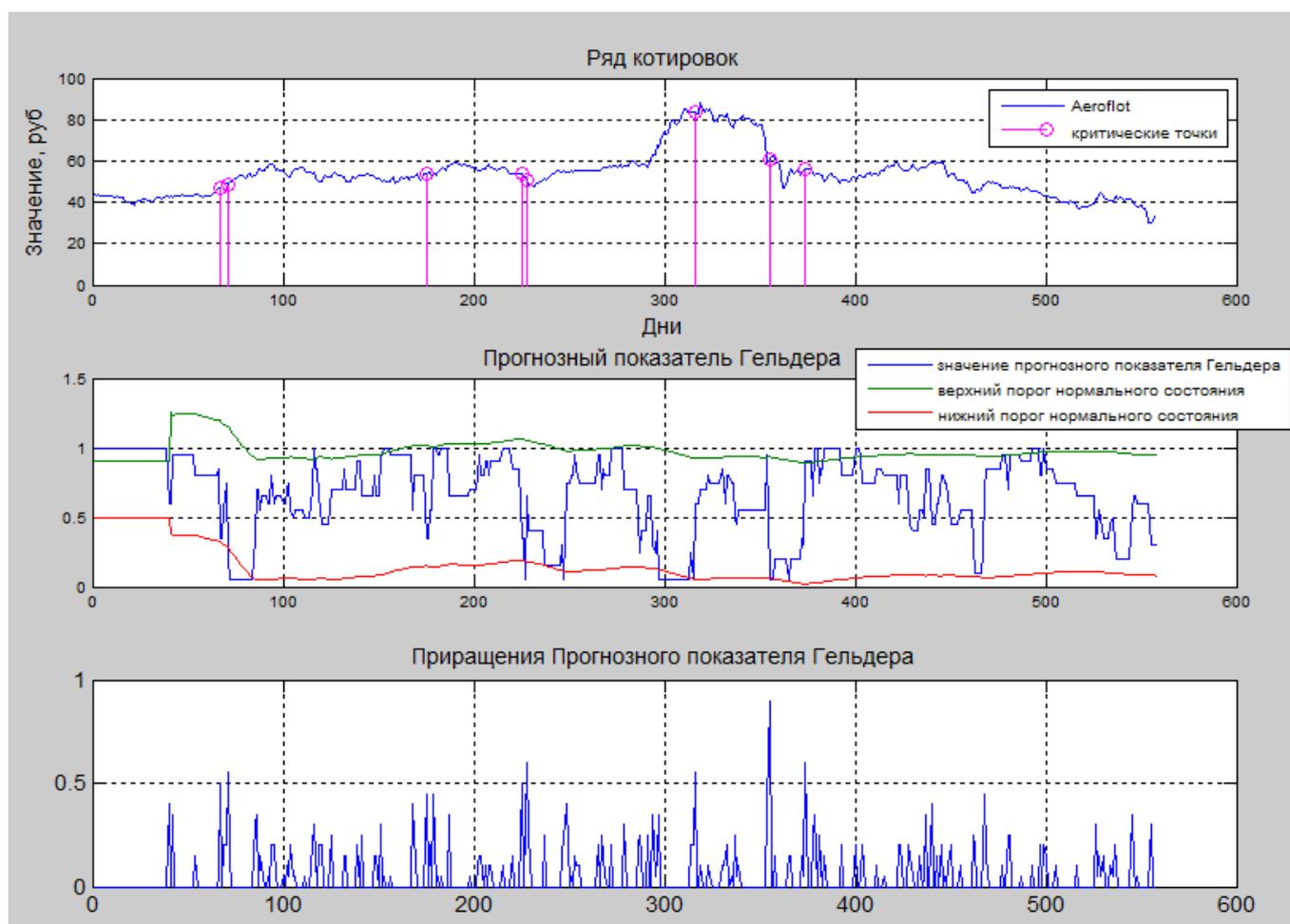


Рис. 4.4.3. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций компании Аэрофлот с 01.10.2012 по 22.12.2014. Средняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя. Нижняя панель – приращения прогнозного показателя Гельдера.

Анализ приращения прогнозного показателя Гельдера для временного ряда акций компании Газпром (Рис. 4.4.4) показал, что количество предсказанных критических точек совпадает с количеством критических точек, полученным при проведении анализа с помощи прогнозного показателя Гельдера.

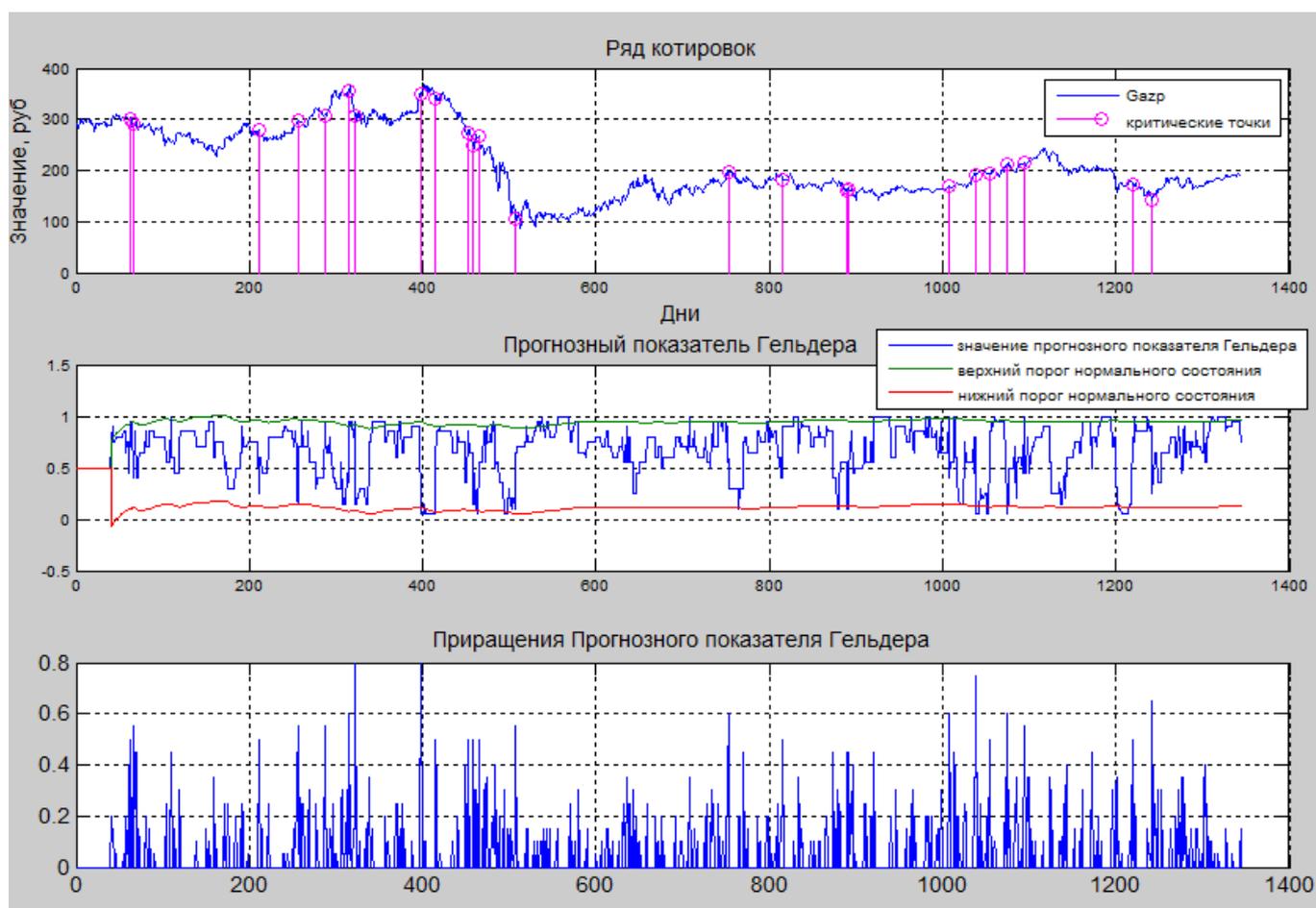


Рис. 4.4.4. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций компании Газпром с 02.10.2006 по 01.03.2012. Средняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя. Нижняя панель – приращения прогнозного показателя Гельдера.

Анализ приращения прогнозного показателя Гёльдера для временного ряда акций компании Мегафон (Рис. 4.4.5) показал, что количество предсказанных критических точек совпадает с количеством критических точек, полученным при проведении анализа с помощи прогнозного показателя Гёльдера.

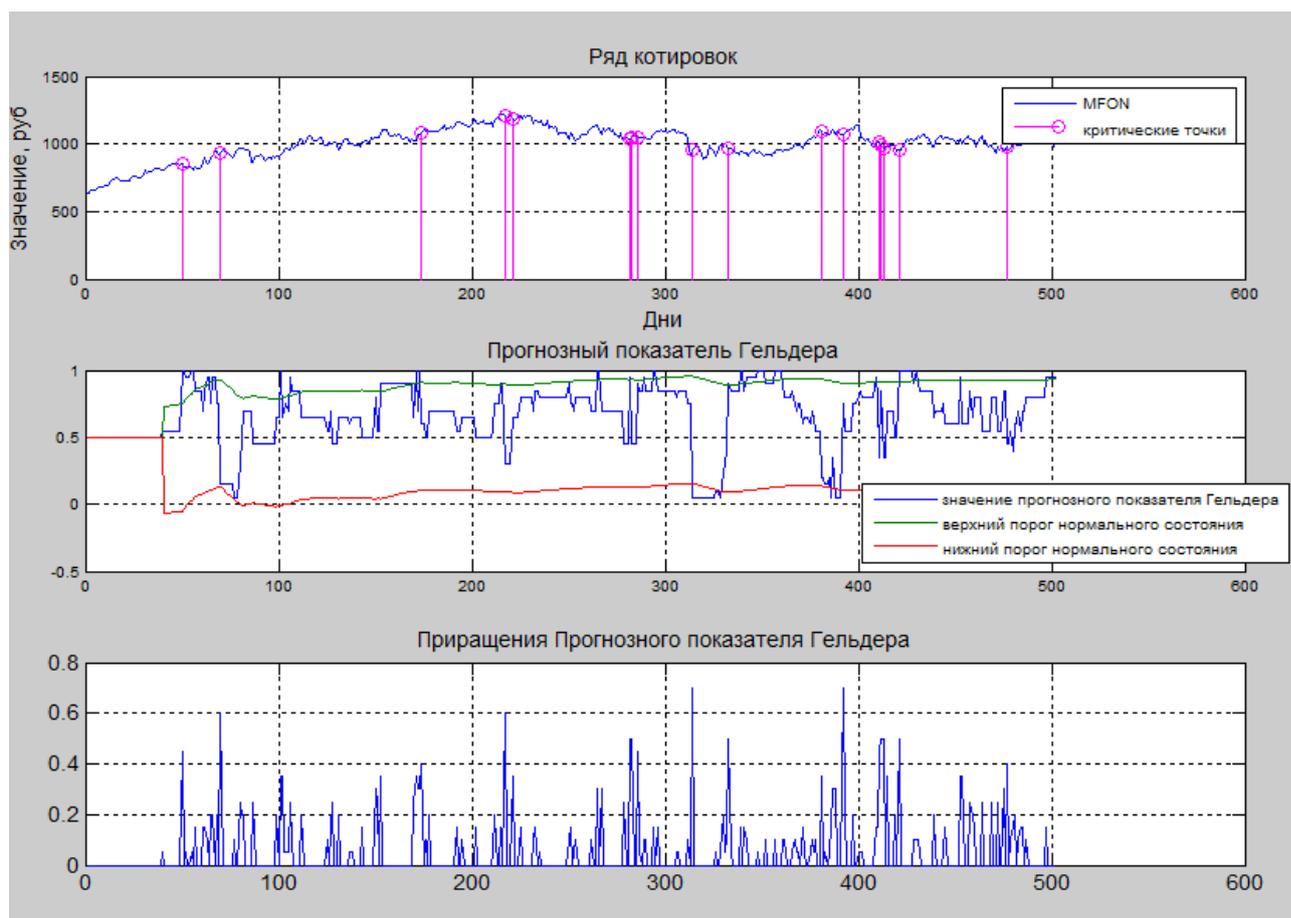


Рис. 4.4.5. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций компании Мегафон с 28.11.2012 по 01.12.2014. Средняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гёльдера и пороги нормального состояния этого показателя. Нижняя панель – приращения прогнозного показателя Гёльдера.

Анализ приращения прогнозного показателя Гельдера для временного ряда акций компании МТС (Рис. 4.4.6) показал, что количество предсказанных критических точек совпадает с количеством критических точек, полученным при проведении анализа с помощи прогнозного показателя Гельдера и составляет 6 из 6 верно предсказанных событий.

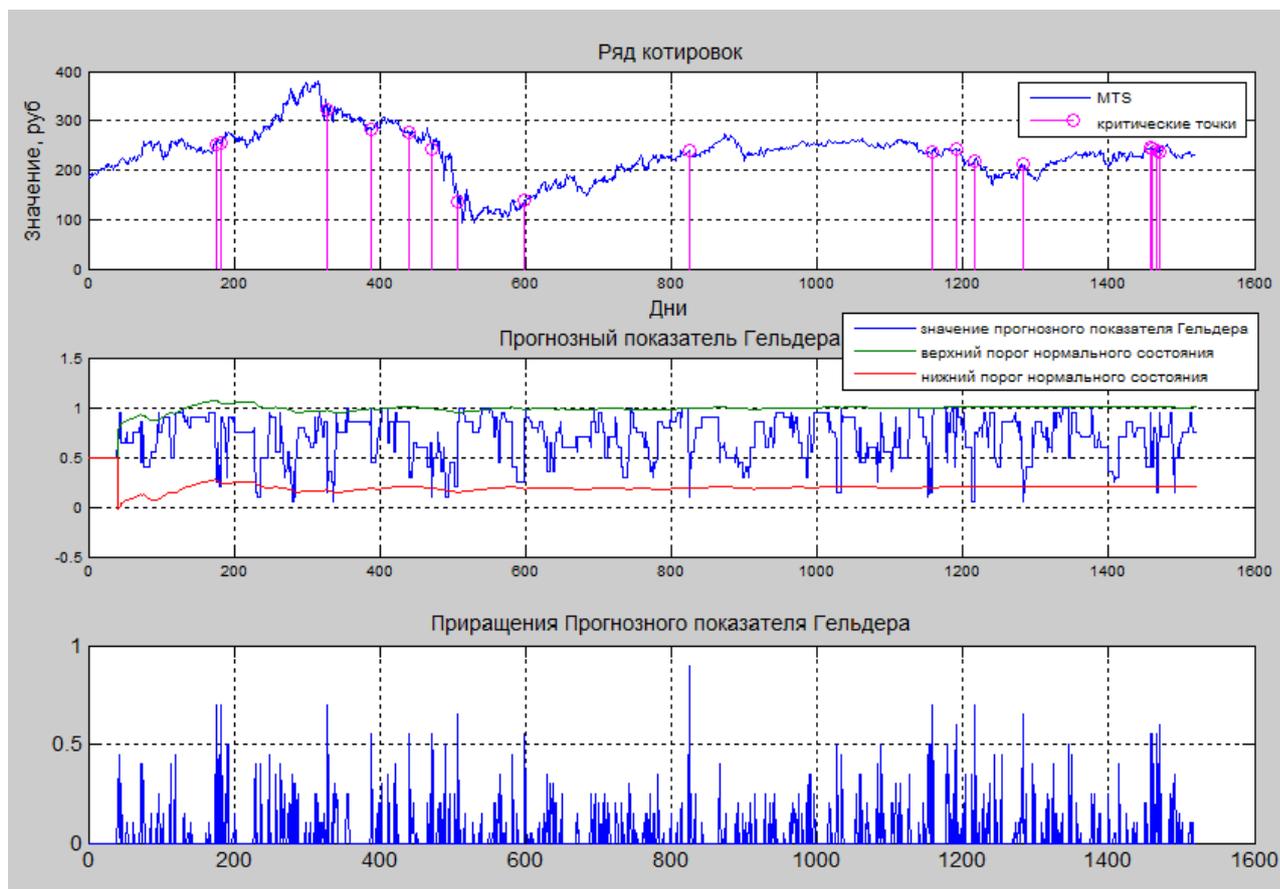


Рис. 4.4.6. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций компании МТС с 02.10.2006 по 02.11.2012. Средняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя. Нижняя панель – приращения прогнозного показателя Гельдера.

Анализ приращения прогнозного показателя Гёльдера для временного ряда акций компании Роснефть (Рис. 4.4.7) показал, что количество предсказанных критических точек совпадает с количеством критических точек, полученным при проведении анализа с помощи прогнозного показателя Гёльдера и составляет 10 из 12 верно предсказанных событий.

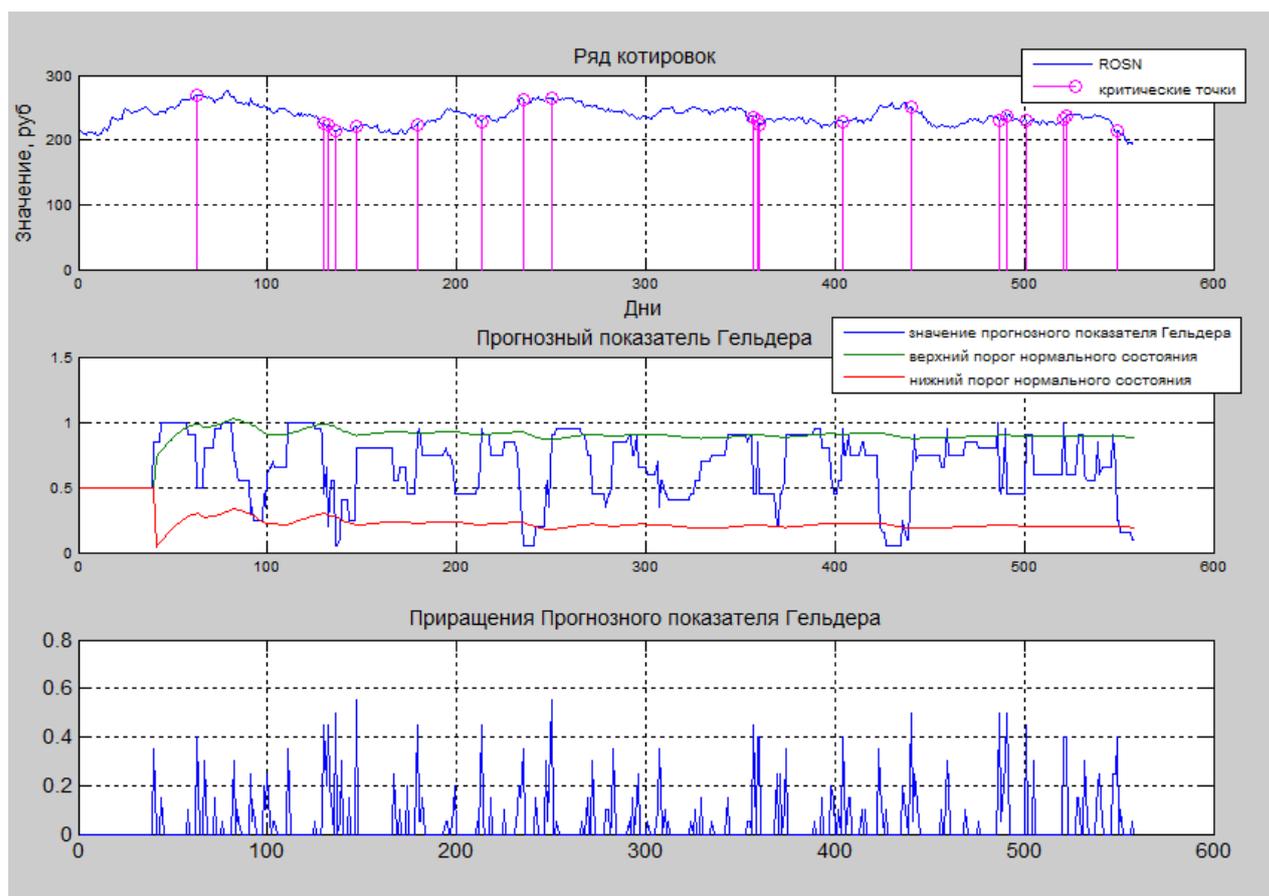


Рис. 4.4.7. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций компании Роснефть с 01.10.2012 по 22.12.2014. Средняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гёльдера и пороги нормального состояния этого показателя. Нижняя панель – приращения прогнозного показателя Гёльдера.

Анализ приращения прогнозного показателя Гельдера для временного ряда акций компании Русгидро (Рис. 4.4.8) показал, что количество предсказанных критических точек совпадает с количеством критических точек, полученным при проведении анализа с помощи прогнозного показателя Гельдера и составляет 10 из 11 верно предсказанных событий.

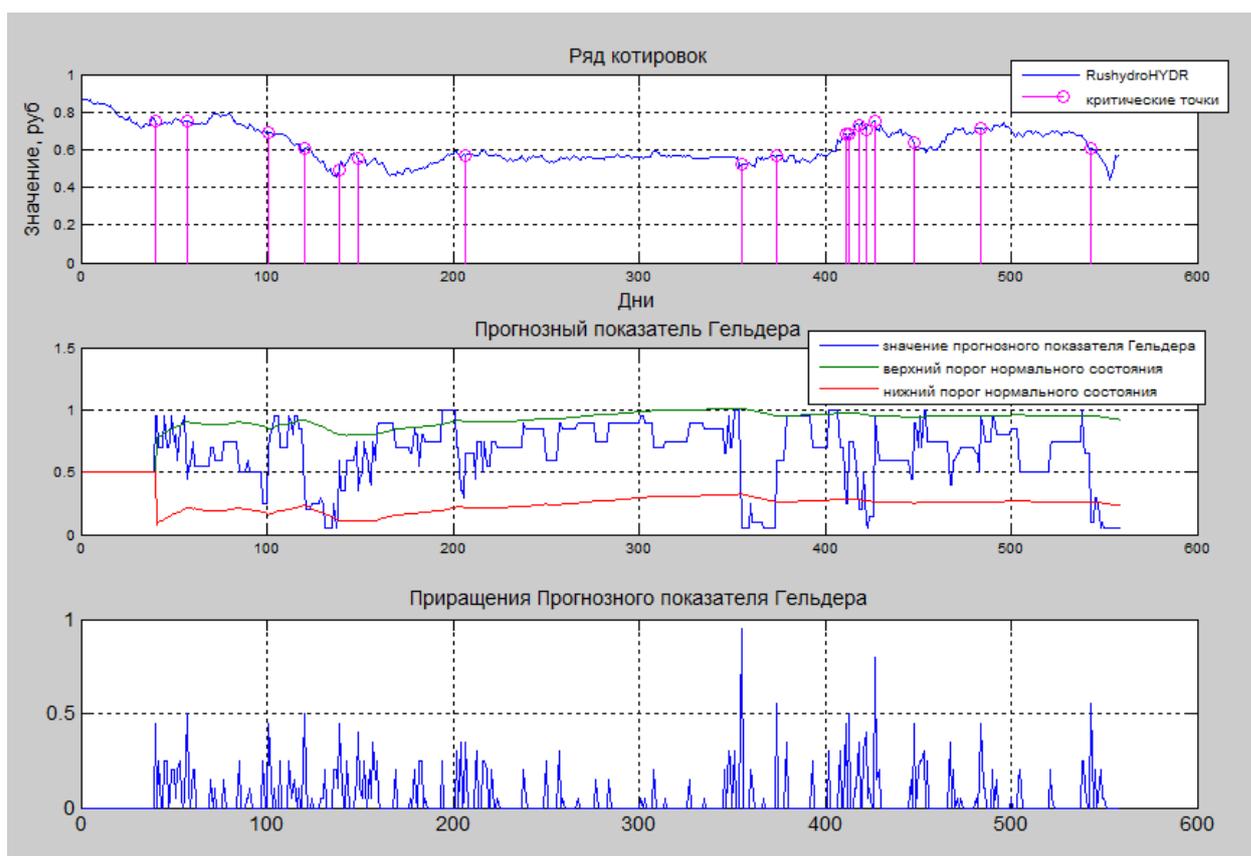


Рис. 4.4.8. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций компании Русгидро с 01.10.2012 по 22.12.2014. Средняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гельдера и пороги нормального состояния этого показателя. Нижняя панель – приращения прогнозного показателя Гельдера.

Анализ приращения прогнозного показателя Гёльдера для временного ряда акций компании Сбербанк (Рис. 4.4.9) показал, что предсказано на 1 критическую точку больше, чем при проведении анализа при помощи прогнозного показателя Гёльдера. Спрогнозировано корректно 12 из 13 точек.

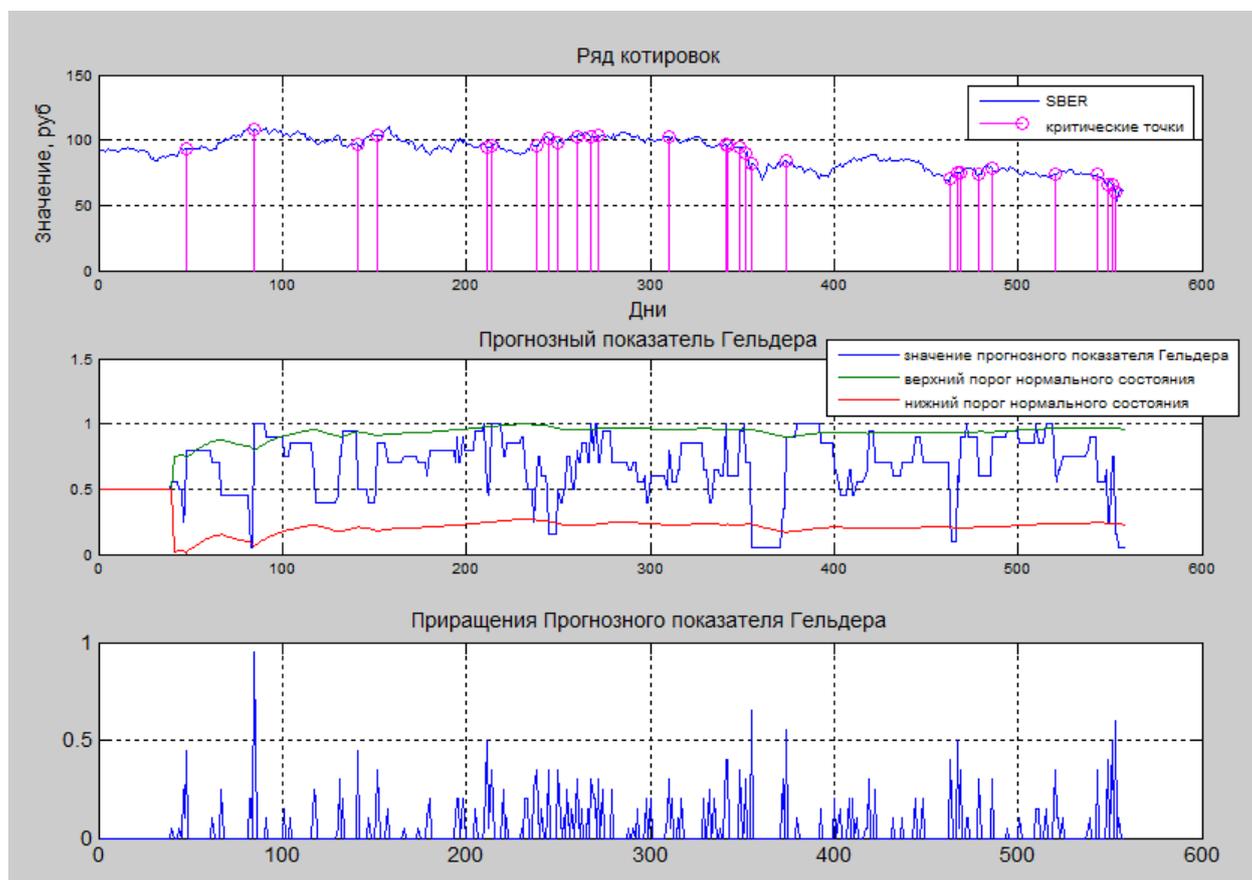


Рис. 4.4.9. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций компании Сбербанк с 01.10.2012 по 22.12.2014. Средняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гёльдера и пороги нормального состояния этого показателя. Нижняя панель – приращения прогнозного показателя Гёльдера.

Анализ приращения прогнозного показателя Гёльдера для временного ряда акций компании ВТБ (Рис. 4.4.10) показал, что количество предсказанных критических точек совпадает с количеством критических точек, полученным при проведении анализа с помощи прогнозного показателя Гёльдера и составляет 11 из 11 верно предсказанных событий.

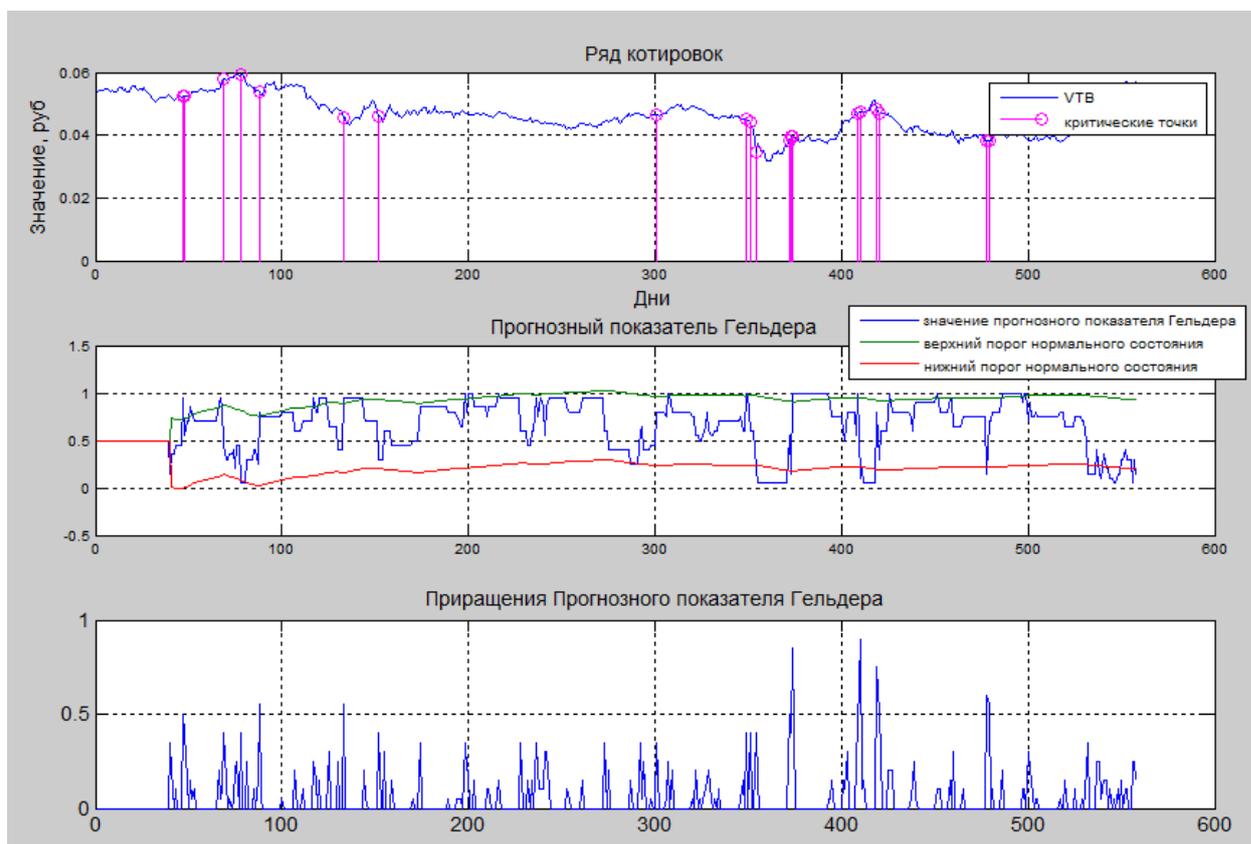


Рис. 4.4.10. Верхняя панель – анализируемый участок котировок акций компании ВТБ с 01.10.2012 по 22.12.2014. Средняя панель – соответствующий ряду котировок прогнозный показатель Гёльдера и пороги нормального состояния этого показателя. Нижняя панель – приращения прогнозного показателя Гёльдера.

Результирующая таблица (Табл. 4.4.1) содержит информацию о количестве предсказанных и не предсказанных событий и доле предсказанных событий в общем количестве критических точек временных рядов для двух методов определения критических точек.

Таблица 4.4.1

Сравнение точности определения критических точек методом прогнозного показателя Гельдера и методом приращений прогнозного показателя Гельдера

Наименование анализируемого ряда	Количество "критических точек"	Количество предсказанных критических точек (Прогнозный ПГ)	Количество ложных сигналов (Прогнозный ПГ)	Доля предсказанных критических точек (Прогнозный ПГ)	Количество предсказанных критических точек (Приращение)	Количество ложных сигналов (Приращение)	Доля предсказанных критических точек (Приращение)
RTS oil / gas	8	6	0	75%	7	0	88%
LKOH	15	12	2	71%	13	2	76%
Аэрофлот	7	7	1	88%	5	0	71%
Gazp	16	11	3	58%	11	3	58%
MFON	19	17	0	89%	17	0	89%
MTS	6	6	0	100%	6	0	100%
ROSN	12	10	0	83%	10	0	83%
Rushydro	11	10	0	91%	10	0	91%
Sberbank	13	11	2	73%	12	2	80%
VTB	11	11	1	92%	11	0	100%
Усредненная точность метода	118	101	9	80%	102	7	82%

Таким образом, можно сделать вывод о том, что точность определения критических точек при помощи приращения прогнозного показателя Гельдера более высока по сравнению с методом пороговых значений прогнозного показателя Гельдера. Однако, стоит заметить, что тип критической точки лучше определяется при помощи метода пороговых значений прогнозного показателя

Гельдера. Применение этих методов в комплексе дает более широкое понимание относительно будущего поведения временного ряда и является инструментом прогнозирования с достаточно хорошими показателями точности – в среднем 82% верно спрогнозированных критических точек.

4.5. Выводы по главе

В четвертой главе представлен выбор параметров для построения прогноза по разработанному алгоритму пороговых значений прогнозного показателя Гельдера. Данный алгоритм верифицирован на примере индекса РТС и на котировках акций компании ОАО «Лукойл». Проведены исследования временных рядов котировок акций других выбранных компаний (ОАО «Аэрофлот», ОАО «Газпром», ОАО «Мегафон», ОАО «МТС», ОАО «НК «Роснефть», ОАО «Русгидро», ОАО «Сбербанк», ОАО «Банк ВТБ») при помощи метода пороговых значений прогнозного показателя Гельдера, установлена взаимосвязь характера поведения прогнозного показателя Гельдера с возникновением критических точек в будущем. Средняя точность определения критических точек составила 80%, максимальная – 100%.

Проведенные исследования показывают, что в кризисные периоды характер значений прогнозного показателя Гельдера может быть characterized резкими скачками, это наблюдается особенно перед резкими обвалами или скачками исходного ряда котировок. Поэтому резонно было бы включить в анализ изменения приращений показателя Гельдера.

Проведен анализ пороговых значений приращений прогнозного показателя Гельдера для выявления критических точек. Результаты показали, что точность определения критических точек при помощи приращения прогнозного показателя Гельдера более высока по сравнению с методом пороговых значений прогнозного показателя Гельдера. Однако, стоит заметить, что тип критической точки лучше определяется при помощи метода пороговых значений прогнозного показателя Гельдера. Пересечение прогнозного

показателя Гёльдера верхнего порога нормального состояния на подъеме означает начало сигнала – критическая точка. Опускающийся ниже линии нижнего порога нормального состояния показатель Гёльдера тоже служит сигналом критической точки – смены тренда либо резкого скачка. Если оба сигнала нижнего и верхнего порогов имеют место на сравнительно небольшом отрезке и появляются вместе, это может служить индикатором резкого скачка. Если же сигналы редкие и появляются отдельно – можно судить о критической точке смены тренда искомого ряда. Применение этих методов в комплексе дает более широкое понимание относительно будущего поведения временного ряда и является инструментом прогнозирования с достаточно хорошими показателями точности – в среднем 82% верно спрогнозированных критических точек при максимально достигнутом уровне 100%.

Материалы четвертой главы изложены автором в следующих публикациях:

1. Первадчук В.П., Кривоносова Е.К. Применение инструмента мультифрактального анализа к прогнозированию кризисных ситуаций в экономических системах // Наука и бизнес: пути развития. - 2015. - №2(44). – С. 37-41.
2. Кривоносова Е.К. Применение методов эконофизики к анализу микроэкономических показателей // Сб. материалов междунар. науч.-практ. конф. «Шаг в будущее: теоретические и прикладные исследования современной науки» (16-17 декабря 2014). – Санкт-Петербург. – С. 93-97.
3. Кривоносова Е.К. Расширение методов исследования на стыке математики, физики и экономики // Сб. материалов междунар. науч.-практ. конф. «Современное состояние естественных и технических наук» (19 декабря 2014, Москва). – 2014. – С.12-15.

Заключение

В данном исследовании решена проблема оценки степени стабильности работы предприятия и проблема прогнозирования критических событий для котировок акций и индексов на фондовом рынке в рамках оценки инвестиционных и кредитных рисков. Поставленные задачи были решены при помощи методов и инструментов фрактального и мультифрактального анализа. Результат был достигнут после проведения ряда исследований и разработки и реализации алгоритмов, позволяющих оценивать и прогнозировать поведение системы и ее показателей.

В диссертационной работе выполнен системный анализ актуальных подходов к исследованию стабильности экономических систем, а также к прогнозированию поведения финансовых показателей в рамках оценки рисков. Выявлены наиболее сильные и слабые стороны применения каждого из подходов для целей анализа финансовых показателей предприятий и прогнозирования котировок акций и индексов на фондовом рынке. Проанализированы самые современные труды в каждой из рассмотренных научных подходов, нацеленные на исследование финансовых показателей. Одним из наиболее значительных недостатков классических подходов к анализу финансовых показателей является пренебрежение таким явлением, как крахи (резкие падения и скачки) на рынке. Подходы, основанные на нелинейности финансовых систем, имеют большие перспективы, поскольку позволяют рассмотреть экономические системы с иной точки зрения. В данной работе инструментом для целей анализа и прогнозирования финансовых показателей выступают фрактальный и мультифрактальный подходы.

Проведен подробный анализ подходов, использующихся в рамках фрактального и мультифрактального методов анализа, направленный на выявление наиболее подходящего инструмента для целей анализа стабильности экономических систем и прогнозирования финансовых показателей. Выявлено, что в современной зарубежной научной среде методам фрактального и

мультифрактального анализа посвящено достаточно много исследовательских работ, вплоть до выделения отдельного научного направления – эконофизики, которая официально признана отдельной наукой. В России это направление развивается менее интенсивно, но в последнее время объем исследований по теме фрактальной теории финансовых рынков неуклонно растет.

Рассмотрено три подхода к анализу устойчивости экономических систем в рамках фрактального анализа: клеточный метод, R/S-анализ, метод минимального покрытия. В основном, фрактальные инструменты в современных исследованиях применены для данных финансовых рынков: котировок акций, валютных пар, биржевых индексов. В данной работе алгоритм фрактального анализа применен для прогнозирования стабильности конкретных предприятий (на примере предприятий нефтесервисной отрасли Приволжского ФО). Исследования, проведенные автором на реальных финансовых данных [23] и приведенные в разделе 3.1 позволили сделать вывод о том, что клеточный метод обладает наибольшей точностью для целей определения показателя стабильности работы предприятия. Клеточный метод был выбран для реализации алгоритма, направленного на исследование экономической системы на стабильность.

В рамках мультифрактального подхода тщательно проанализированы современные труды по трем направлениям: мультифрактальный флуктуационный анализ (MF-DFA), метод максимумов модулей вейвлет-преобразования (WTMM), а также мультифрактальный анализ с использованием показателя Гёльдера. Выявлено, что метод MF-DFA обладает наибольшей точностью для любых финансовых данных, чем альтернативный WTMM-метод. Эти методы считаются хорошо разработанными и содержатся в пакетах специализированных прикладных программ. В данной работе для разработки и реализации алгоритма для целей определения критических событий рядов котировок акций предложен новый метод, основанный на расчете модифицированного показателя Гёльдера [70].

Проведен анализ предпосылок применения методов фрактального и мультифрактального анализа к данным финансовых систем. Для теории эффективных рынков (ЕМН) важным показателем эффективности рынка является объем торгов. Однако самые крупные крахи на рынке происходили тогда, когда наряду с высоким объемом торгов имела место низкая ликвидность. Низкая ликвидность может быть охарактеризована как несбалансированный объем торговли [31]. Таким образом, объяснение крахов на рынке с точки зрения ЕМН становится затруднительным. Альтернативой теории эффективного рынка стала теория фрактального рынка (ФМН). В отличие от ЕМН, ФМН утверждает, что цены не могут отражать всю имеющуюся информацию, они отражают информацию, важную только для конкретного инвестиционного горизонта. Поэтому распространение информации будет неравным. Широкий спектр инвестиционных горизонтов – это причина мультифрактальности активов. Специальный показатель в рамках теории фрактального рынка способен уловить изменение в характере инвестиционных горизонтов. При стабильном рынке этот показатель характеризуется низким значением. Значительные движения актива или рынка в целом сопровождаются резким сокращением спектра инвестиционных горизонтов, это в свою очередь приводит к более гладкому поведению временного ряда. Специальный показатель чувствителен к изменению гладкости временного ряда, поэтому его значение резко возрастает, что может служить сигналом к резким скачкам, падениям либо смене тренда.

"Неровность" графика, или усредненная амплитуда колебаний, волатильность - является оценкой "стабильности" того или иного рыночного процесса. Однако, как выяснилось в работах Э. Петерса, Р.М. Кроновера, Е. Федера, рядом с критической точкой Гауссов закон не соблюдается: колебания разной силы становятся равновероятными, а график оказывается фракталом или "самоподобной кривой": он сам и любой его фрагмент статистически одинаковы, а волатильность перестает быть содержательной характеристикой.

Для таких объектов фрактальная размерность является показателем сложности кривой, связанной с общим трендом изменений процесса.

Выяснено, что вопрос применения фрактального анализа к исследованию стабильности отдельных предприятий в рамках анализа рисков инвестирования и кредитования на момент проведения исследования в достаточной степени проработан не был. Очевидно, что данные временных рядов внутренних показателей предприятий схожи с данными временных рядов котировок акций, что дает основание полагать их фрактальную природу. Более того, в выручке тоже содержится информация, влияющая на стоимость акции компании на финансовом рынке.

Проведен сравнительный анализ точности основных показателей фрактальной теории – фрактальной размерности D , показателя Херста H и индекса фрактальности μ . Выявлено, что наибольшей точностью для целей установления степени стабильности предприятия обладает клеточный метод с вычислением фрактальной размерности.

Разработан и реализован в программной среде MATLAB алгоритм для проведения анализа фрактальных свойств экономических показателей, подходящий как для анализа котировок акций на финансовых рынках, так и для анализа внутренних показателей предприятия. Преимущество алгоритма в том, что он не требует обширного количества измерений, что адаптирует его к применению в области анализа рисков с использованием таких показателей, как выручка.

Проведено тестирование алгоритма определения фрактальной размерности на данных по котировкам акций Лукойл на ММВБ. Выявлено, что для периодов активного развития кризиса и в предкризисные годы наиболее существенным является не абсолютное значение фрактальной размерности, рассчитанной по динамике выбранного показателя, а ее относительное изменение более чем на 10% в течение годового периода – это является своеобразным «флагом» катастрофы. После успешного тестирования на данных с различным характером поведения показателей (относительно стабильным или

с резкими скачками) алгоритм был применен для анализа внутренних показателей конкретных предприятий, а именно выручки компаний, действующих на рынке производства и обслуживания нефтегазодобывающего комплекса и сопоставимых по масштабам производства. Это такие предприятия, как ОАО «Самарский резервуарный завод», ОАО «Волгабурмаш», ОАО «Алнас», ОАО «Нефтебур», ОАО «Нытва», ОАО «Ижнефтемаш». Для проведения исследования по анализируемым показателям были выбраны предкризисный и кризисный периоды.

Установлены критические значения индикатора экономической стабильности предприятия, рассчитанное методом фрактального анализа динамики микроэкономических показателей (выручки):

- значение фрактальной размерности D временного ряда финансового показателя меньше 1,29 соответствует невысокой стабильности предприятия и пониженной (затухающей) волатильности, что, очевидно, свидетельствует о малой способности к развитию, особенно в условиях кризиса.

- значение фрактальной размерности D временного ряда финансового показателя выше 1,30 соответствует нормальной (рабочей) волатильности, и свидетельствует о высокой устойчивости предприятия и способности к развитию, что подтверждается лидерством в своем сегменте рынка ОАО «Самарский резервуарный завод», ОАО «Волгабурмаш», ОАО «Алнас».

Установлена взаимосвязь между фрактальной размерностью динамики выручки, трендом рентабельности и трендом коэффициента соотношения собственных и заемных средств:

Предприятия, имеющие отрицательный тренд рентабельности продаж и положительный тренд коэффициента соотношения собственных и заемных средств как правило характеризуются динамикой выручки с невысоким значением фрактальной размерности (1,270 – 1,290). Это такие предприятия как ОАО «Нефтебур», ОАО «Нытва», ОАО «Ижнефтемаш». Очевидно, это может

быть обусловлено различными факторами, такими, как реструктуризация (ОАО «Ижнефтемаш»), инициацией процедуры банкротства (ОАО «Нытва») и другими внутренними причинами, которые снижают нормальную волатильность финансовых показателей.

С другой стороны, предприятия, имеющие положительный тренд рентабельности продаж и отрицательный тренд коэффициента соотношения собственных и заемных средств как правило характеризуются динамикой выручки с высоким значением фрактальной размерности (1,350 – 1,480). Таким образом нормальная волатильность финансовых показателей, которая и характеризуется высоким значением фрактальной размерности как правило сопровождается достаточно устойчивым ростом тренда рентабельности и падением тренда коэффициента соотношения собственных и заемных средств.

Разработан и реализован алгоритм определения нового «прогнозного» показателя Гёльдера, алгоритм определения локальных пороговых значений для «прогнозного» показателя Гёльдера с применением алгоритма определения фрактальной размерности D для целей прогнозирования котировок акций и индексов на фондовом рынке. Преимуществом данного алгоритма является то, что данные для определения «прогнозного» показателя Гёльдера берутся исключительно слева от текущей точки. Таким образом, это позволяет использовать «прогнозный» показатель Гёльдера в качестве предиктора. Кроме того, количество измерений в основном и прогнозном множествах, на основании которых происходит расчет прогнозного показателя Гёльдера, всегда фиксировано, что позволяет показателям принимать значения строго в диапазоне $[0;1]$, который соответствует определению показателя Гёльдера и определяет корректную работу пороговых значений. Разработан алгоритм определения верхнего и нижнего порогов нормального состояния показателя Гёльдера для целей прогнозирования критических событий. Для его реализации были использованы статистический метод линейно взвешенного скользящего среднего и общая фрактальная размерность ряда. Прогнозирование сводится к

определению точек пересечения кривой прогнозного показателя Гёльдера с показателями верхнего и нижнего порогов нормального состояния, это событие считается сигналом для будущего кризиса временного ряда (резкого скачка, смены тренда). Высокое значение общей фрактальной размерности D_f говорит о менее устойчивом состоянии системы, при высоком значении этого показателя исходный ряд будет характеризоваться резкими скачками и перепадами котировок. Для такой системы порог нормального состояния будет менее чувствителен, что позволит избежать большого количества ложных сигналов. Низкое значение показателя фрактальной размерности D_f говорит о более стабильном состоянии системы, при относительно невысоком значении этого показателя исходный ряд будет характеризоваться плавной сменой тренда и отсутствием крупных падений и скачков. Для такой системы порог нормального состояния будет более чувствителен, что позволит не пропустить появления критической точки.

Данный алгоритм верифицирован на примере индекса РТС (применяется как анализ отрасли в рамках оценки кредитных рисков) и на котировках акций компании ОАО «Лукойл». Проведены исследования временных рядов котировок акций других выбранных компаний (ОАО «Аэрофлот», ОАО «Газпром», ОАО «Мегафон», ОАО «МТС», ОАО «НК «Роснефть», ОАО «Русгидро», ОАО «Сбербанк», ОАО «Банк ВТБ») при помощи метода пороговых значений прогнозного показателя Гёльдера. Установлена взаимосвязь характера поведения прогнозного показателя Гёльдера с возникновением критических точек в будущем. Средняя точность определения критических точек составила 83%, максимальная – 100%.

Проведенные исследования показывают, что в кризисные периоды значения «прогнозного» показателя Гёльдера могут быть характеризованы резкими скачками, это наблюдается особенно перед резкими обвалами или скачками исходного ряда котировок. Поэтому в анализ были включены значения приращений «прогнозного» показателя Гёльдера.

Проведен анализ пороговых значений приращений «прогнозного» показателя Гёльдера для выявления критических точек. Результаты показали, что точность определения критических точек при помощи приращения прогнозного показателя Гёльдера более высока по сравнению с методом пороговых значений прогнозного показателя Гёльдера. Однако, стоит заметить, что тип критической точки лучше определяется при помощи метода пороговых значений прогнозного показателя Гёльдера. Пересечение прогнозного показателя Гёльдера верхнего порога нормального состояния на подъеме означает начало сигнала – критическая точка. Опускающийся ниже линии нижнего порога нормального состояния показатель Гёльдера тоже служит сигналом критической точки – смены тренда либо резкого скачка. Если оба сигнала нижнего и верхнего порогов имеют место на сравнительно небольшом отрезке и появляются вместе, это может служить индикатором резкого скачка. Если же сигналы редкие и появляются отдельно – можно судить о критической точке смены тренда искомого ряда. Применение этих методов в комплексе дает более широкое понимание относительно будущего поведения временного ряда и является инструментом прогнозирования с достаточно хорошими показателями точности – в среднем 82% верно спрогнозированных критических точек при максимально достигнутом уровне 100%.

Таким образом, проведенные исследования показали хорошие результаты анализа стабильности предприятий при помощи методов фрактального анализа, а также высокие результаты точности прогнозирования финансовых показателей на фондовом рынке с использованием мультифрактального подхода, в частности при проведении оценки отраслевых рисков.

Разработанная в данном диссертационном исследовании методика фрактального и мультифрактального анализа применяется как дополнительный инструмент при финансовом анализе кредитоспособности заемщика и составлении кредитного рейтинга заемщиков в кредитующем подразделении Пермского отделения №6984 ОАО «Сбербанк России». Применение данной

методики позволило повысить уровень надежности полученных при анализе результатов (Приложение П.1.).

Также результаты диссертационного исследования были применены при реализации проекта в рамках программы Производственной Системы Сбербанка, направленного на сокращение сроков рассмотрения кредитных заявок в сегменте «Средний и крупный бизнес», руководителем проекта «Оптимизация сроков прохождения кредитной заявки в сегменте «средний и крупный бизнес» в Пермском отделении №6984» являлась Кривоносова Екатерина Константиновна. По результатам внедрения проекта получен сертификат ЗП-0400/14. (Приложение П.2.). Также результаты исследования применяются в учебном процессе (Приложение П.3.).

Полученные результаты могут быть использованы:

1. Кредитующими организациями а рамках анализа рисков заемщика;
2. Кредитующими организациями при составлении рейтингов заемщиков в дополнение к классическим скоринговым моделям;
3. Инвестиционными компаниями и инвесторами при анализе инвестиционного риска, кроме венчурных инвестиций.

Перспективными направлениями дальнейшего расширения функциональных возможностей разработанных алгоритмов определения критических точек экономических систем является проблема определения тренда показателей экономической системы после идентификации критической точки.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Афанасьева, Т. В. Моделирование нечетких тенденций временных рядов: Монография/ Т. В. Афанасьева. – Ульяновск : УлГТУ, 2013. – 215 с.
2. Белолипецв, И.И., Фархиева, С.А. Предсказание финансовых временных рядов на основе индекса фрактальности // Мир Науки. 2014. - Вып. 3
3. Беляков, С.С. Использование агрегирования в методах нелинейной динамики для анализа и прогнозирования временных рядов котировки акций: дисс. ...канд.экон.наук: 08.00.13 / Беляков Станислав Сергеевич. – Ставрополь.2005. – 156 с.
4. Болатова, Л.Р. Математические методы статистики и нелинейной динамики для оценки валютных рисков на базе предпрогнозного анализа: дисс. ...канд.экон.наук: 08.00.13 / Болатова Лилия Руслановна. – Черкесск. 2005. – 193 с.
5. Володин, С.Н. Эффективность методов технического анализа при сверхкраткосрочных операциях на фондовом рынке: дис. ...канд.экон.наук: 08.00.10 / Володин Сергей Николаевич. - М. 2013. – 162 с.
6. Воронин, Д.М. Кредитный риск - менеджмент в коммерческом банке / Современные проблемы управления риском. – Пермь. - 2010
7. Гачков, А.А. Рандомизированный алгоритм R/S –анализа финансовых рядов. Стохастическая оптимизация в информатике / Под ред. О.Н.Граничина. - СПб: Изд-во С.-Петербургского ун-та. – 2009. – Вып. 5. - с. 40.
8. Дубовиков, М.М., Крянев, А.В., Старченко, Н.В. Размерность минимального покрытия и локальный анализ фрактальных временных рядов// Вестник РУДН. 2004. - Т3. - №1. – с. 81-95.
9. Ефимов, М.В. Фундаментальный анализ эмитентов в инвестиционной и регулятивной деятельности государства на рынке ценных бумаг: дис.

- ...канд.экон.наук: 08.00.10 / Ефимов Максим Вячеславович. – М., 2001. – 198 с.
- 10.Зайцев, А.И. Технический анализ валютных и фондовых рынков: Мировой опыт и проблемы применения в России: дис. ...канд.экон.наук: 08.00.14 / Зайцев Алексей Игоревич. – М. 1999. – 177 с.
- 11.Зиненко, А.В. R/S АНАЛИЗ НА ФОНДОВОМ РЫНКЕ// БИЗНЕС-ИНФОРМАТИКА. 2012. - №3 (21). - С. 24 – 30.
- 12.Кириченко Л.О. Сравнительный мультифрактальный анализ временных рядов методами детрендрованного флуктуационного анализа и максимумов модулей вейвлет-преобразования // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. – 2011. – Вып. 157. – С.66-77.
- 13.Кириченко, Л.О., Кузьмина, О.А., Удовенко, С.Г. МУЛЬТИФРАКТАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ НЕСТАБИЛЬНЫХ ФИНАНСОВЫХ РЯДОВ // Системи обробки інформації. – 2010. - выпуск 6 (87). - сс. 194-198
- 14.Киселев, М.В. Рыночная стоимость акций российских эмитентов (Прогнозирование методами технического анализа) : дис. ... канд. экон. наук: 08.00.10 / Киселев Максим Витальевич. - Саратов, 2003. - 197 с.
- 15.Комиссарова, К.А. Методы фрактального анализа и фазовых портретов для прогнозирования временных рядов социального страхования страхования // Деп. ВИНТИ, 2004. –С.38. - №1518
- 16.Кривоносова Е.К. Моделирование многоуровневых структур с использованием фрактального анализа // Сб. материалов междунар. науч.-практ. конф. «Современные инструментальные системы, информационные технологии и инновации». (19-21 марта 2014, Курск). – 2014. - Юго-Зап.гос.ун-т. – Т.2.
- 17.Кривоносова Е.К. Применение методов экономифизики к анализу микроэкономических показателей // Сб. материалов междунар. науч.-

- практ. конф. «Шаг в будущее: теоретические и прикладные исследования современной науки» (16-17 декабря 2014). – Санкт-Петербург. 2014 – С. 93-97
- 18.Кривоносова Е.К. Расширение методов исследования на стыке математики, физики и экономики // Сб. материалов междунар. науч.-практ. конф. «Современное состояние естественных и технических наук» (19 декабря 2014, Москва). – 2014. – С.12-15.
- 19.Кривоносова Е.К., Первадчук В.П. Использование фрактального подхода для анализа стабильности многоуровневых структур // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Сер.: Машиностроение, материаловедение. – 2013. - № 1(15). – С. 63-69.
- 20.Кривоносова Е.К., Первадчук В.П. Исследование временных рядов экономических показателей предприятий (на примере Приволжского Федерального округа) // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Экономические науки . – СПб., 2013. - № 173. – С. 31-36.
- 21.Кривоносова Е.К., Первадчук В.П. Математическое моделирование процесса оценки стабильности предприятий машиностроительного комплекса // Тяжелое машиностроение. – 2014. - №8 – С. 45-48.
- 22.Кривоносова Е.К., Первадчук В.П. Применение фрактального анализа к исследованию динамики макроэкономических показателей // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Сер.: Прикладная математика и механика. – 2013. - № 11. – С. 48-55.
- 23.Кривоносова Е.К., Первадчук В.П., Кривоносова Е.А. Сравнение фрактальных характеристик временных рядов экономических показателей // Современные проблемы науки и образования. – 2014. - №6. - URL: www.science-education.ru/120-15974

- 24.Кроновер, Р.М. Фракталы и хаос в динамических системах. Основы теории / М.: Постмаркет, 2000. - 352 с.
- 25.Лоскутов, А.Ю. Анализ временных рядов [Электронный ресурс]. - Курс лекций Физического факультета МГУ. – Режим доступа: http://chaos.phys.msu.ru/loskutov/PDF/Lectures_time_series_analysis.pdf
- 26.Мандельброт, Б., Хадсон, Р.Л. (Не)послушные рынки: фрактальная революция в финансах» / М: Издательский дом «Вильямс», 2006. - 390 с.
- 27.Марков, А.А. Некоторые фрактальные свойства фондовых индексов // Сегодня и завтра российской экономики. - 2009. - №30. - С. 103-112
- 28.Марков, А.А. Оценка рисков активов на фрактальном рынке // Финансы и кредит. - 2009. - №48 (384). - С. 88-93.
- 29.Масловская, А. Г., Осокина, Т. Р., Барабаш, Т. К. Применение фрактальных методов для анализа динамических данных.// Вестник Амурского государственного университета. - 2010. – Вып. 51: Сер. Естеств. и экон. науки. - С. 13-20
- 30.Первадчук В.П., Кривоносова Е.К. Применение инструмента мультифрактального анализа к прогнозированию кризисных ситуаций в экономических системах // Наука и бизнес: пути развития. - 2015. - №2(44). – С. 37-41
- 31.Петерс, Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: применение теории хаоса в экономике / Э. Петерс. – М: Интернет-Трейдинг, 2004. – 304 с.
- 32.Прудский, М.В. Фрактальный анализ финансовых рынков [Электронный ресурс] // Информационные системы и математические методы в экономике. – 2012. – № 5; Режим доступа: URL: www.es.rae.ru/ismme/119-331
- 33.Русяев, Я.В. Повышение эффективности использования фундаментального анализа при принятии инвестиционных решений на фондовом рынке РФ: дис. ...канд.экон.наук: 08.00.10 / Русяев Яков Васильевич. – Саранск, 2013. – 178 с.

34. Селянин, В.Е. Разработка моделей и инструментальных средств анализа кредитного риска на основе технологии нечётких нейронных сетей: дисс. ...канд.экон.наук: 08.00.13 / Селянин Владимир Евгеньевич. Волгоград. 2007. - 170 с.
35. Силаева, В.А., Силаев, А.М. Эконометрические модели оценивания и прогнозирования волатильности индекса РТС / В.А. Силаева, А.М. Силаев // Препринт № Р1/2010/01 Нижний Новгород: НФ ГУ ВШЭ 2010
36. Слинькова, Н.В. Снижение рисков инвестиционной деятельности на основе вейвлет-анализа и прогнозирования коротких временных рядов: дисс. ...канд.экон.наук: 08.00.05, 08.00.13 /Слинькова Наталья Владимировна. – Воронеж.2007. – 163 с.
37. Старченко, Н.В. Локальный фрактальный анализ в физических приложениях. // Препринт № 006-2005. - М.: МИФИ. - 2005
38. Увайсов, С.У., Журавлёва, Ю.Н., Палий, С.П. АНАЛИЗ ДЛИТЕЛЬНОСТИ ТРЕНДА В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ ФРАКТАЛЬНЫХ СВОЙСТВ // Инновации на основе информационных и коммуникационных технологий: материалы международной научно-технической конференции, Под общей редакцией: С.У. Увайсов. - М.: МИЭМ НИУ ВШЭ, 2012. - с. 536–538.
39. Узденов, Р.Х. Математические и инструментальные методы анализа и прогнозирования экономических временных рядов с памятью: дисс. ...канд.экон.наук: 08.00.13 / Узденов Руслан Халитович. – Черкесск. 2004. – 135 с.
40. Урицкая, О.Ю. Прогнозирование экономических кризисов на основе фрактального анализа динамики валютных курсов: дисс. ...канд.экон.наук: 08.00.13 / Урицкая Ольга Юрьевна. – СПб.2004. – 145 с.

41. Чижик, В.П. Сравнительная характеристика методов фундаментального и технического анализа финансовых активов / В.П. Чижик // Сибирский торгово-экономический журнал. – 2013. - № 1 (17). - с. 49 - 55
42. Чижиков, С.А. Комплекс non-linear science моделей и методов прогнозирования производственного индекса цен на сахар: дисс. ...канд.экон.наук: 08.00.13 / Чижиков Сергей Александрович. – Краснодар.2010 – 189 с.
43. Юмина, Е.В. Статистические методы анализа волатильности акций российских компаний: дис. ...канд.экон.наук: 08.000.13 / Юмина Екатерина Валерьевна. – М. 2010. – 164 с.
44. Янчушка, З.И. Фрактальный метод анализа ценных бумаг и формирования портфелей активов: дисс. ...канд.экон.наук: 08.00.13 / Янчушка Златица Игоревна. – Уфа.2007. – 179 с.
45. Adebisi Ayodele, A., Ayo Charles, K., Adebisi Marion, O., and Otokiti Sunday, O. Stock Price Prediction using Neural Network with Hybridized Market Indicators // Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences. – 2012. - VOL. 3, NO. 1
46. Agaev, I.A., Kuperin, Yu. A. Multifractal Analysis and Local Hölder Exponents Approach to Detecting Stock Market Crashes [Электронный ресурс]. – 2005. – Режим доступа: http://www.researchgate.net/publication/1882555_Multifractal_Analysis_and_Local_Hoelder_Exponents_Approach_to_Detecting_Stock_Markets_Crashes
47. Agaev, I.A., Kuperin, Yu. A. Nonlinear Modeling of Statistical Properties of the Financial Instruments Returns // Management of Economical Systems. – 2006. – No. 4(8)
48. Ariño, M.A., Pedro, M. and Vidakovic, B. Wavelet Scalograms and Their Application in Economic Time Series// Institute of Statistics and Decision Sciences, Duke University, Discussion Paper. – 1995. - No. 94–13

49. Aussem, A., Campbell, J. and Murtagh, F.. Wavelet-Based Feature Extraction and Decomposition Strategies for Financial Forecasting // Journal of Computational Intelligence in Finance (March/April). – 1998. – vol. 6, no. 2. – pp. 5–12
50. Ayache, A., Taqqu, M. Multifractional processes with random exponent // Publicacions Matemàtiques. – 2005. – No. 49. - pp.459–486
51. Balaban, E., Bayar, A., and Faff, R. Forecasting stock market volatility: evidence from fourteen countries // Working Paper 02.04, Center for Financial Markets Research, University of Edinburgh, UK. - 2002
52. Bianchi, S. and Pantanella, A. Pointwise Regularity Exponents and Well-Behaved Residuals in Stock Markets // International Journal of Trade, Economics and Finance. – 2011. - Vol.2. - No.1. – pp. 52-60
53. Bianchi, S. Stock Returns Declustering Under Time Dependent Hölder Exponent // Proceedings of the International Conference on E-business, Management and Economics IPEDR. – 2011. - vol.3. – pp. 14-21
54. Calvet, L., Fisher, A. (2004). Regime-switching and the estimation of multifractal processes// Journal of Financial Econometrics. – 2004. – vol. 2. – pp. 44 – 83
55. Cheong Vee, D.N., Gonpot, P.N., Sookia, N. Forecasting Volatility of USD/MUR Exchange Rate using a GARCH (1,1) model with GED and Student's-t errors// UNIVERSITY OF MAURITIUS RESEARCH JOURNAL. – Vol. 17– 2011
56. Costa, R. L., Vasconcelos, G. L. Long-range correlations and nonstationarity in the Brazilian stock market // Physica A : Statistical Mechanics and its Applications. 2003. - Vol. 329. - No. 1-2. - pp. 231-248
57. Cumhuri TAŞ, Dr. Gazanfer Ünal. MULTIFRACTAL BEHAVIOUR IN NATURAL GAS PRICES BY USING MF-DFA AND WTMM METHODS // INTERNATIONAL JOURNAL OF ECONOMICS AND FINANCE STUDIES. – 2013. – Vol. 5. – No. 1. – pp. 44-55

58. Czarnecki, Ł. and Grech, D. Multifractal Dynamics of Stock Markets // Proceedings of the 4th Polish Symposium on Econo- and Sociophysics, Rzeszów (May 7–9, 2009). – Poland. 2009. - ACTA PHYSICA POLONICA A. - vol. 117. – pp. 623-629
59. Dutta, G., Pankaj Jha, Arnab Kumar Laha and Neeraj Mohan. Artificial Neural Network Models for Forecasting Stock Price Index in the Bombay Stock Exchange // Journal of Emerging Market Finance. – 2005. - Vol. 5, No. 3. – pp. 283-295.
60. Feleknaz Dilek Terzi, Dr. Gazanfer Ünal. MULTIFRACTAL BEHAVIOUR IN GOLD PRICES BY USING MF-DFA AND WTMM METHODS // INTERNATIONAL JOURNAL OF ECONOMICS AND FINANCE STUDIES. – 2013. - Vol 5. – No. 1. – pp. 108-118
61. Figliola, A., Rosenblatt, M., Serrano, E.P. Local regularity analysis of market index for the 2008 economical crisis // Revista de Matematica: Teoría y Aplicaciones. – 2012. - 19(1). – pp. 65–78
62. Green, E., Hanan, W. and Heffernan, D. The origins of multifractality in financial time series and the effect of extreme events // THE EUROPEAN PHYSICAL JOURNAL B. 2014. – No. 87:129
63. Horasanli, M. Rescaled range analysis and predictability of stock market indices // Yonetim. 2007. - Vol. 18. - p. 36
64. Kantelhardt, J.W. Fractal and Multifractal Time Series [Электронный ресурс] // Encyclopedia of Complexity and Systems Science. Preprint. – 2009. – Режим доступа: arXiv:0804.0747.
65. Капеcka, A. Fractal Analysis of Financial Time Series Using Fractal Dimension and Pointwise Hölder Exponents // DYNAMIC ECONOMETRIC MODELS.-2013. - Vol. 13. – pp. 107–125
66. Krivonosova E.A., Schicin Y.D., Krivonosova E.K. Fractal analysis of multilevel structure formation / The International Symposium on visualization

- through advanced measurements and simulation. (26-28 November, 2014, Osaka). – 2014. - Osaka University. – p. 287-289.
67. Kumar, S. and Deo, N. Analysing correlations after the financial crisis of 2008 and multifractality in global financial time series // PRAMANA— journal of physics. 2015. - Vol. 84. - No. 2. - pp. 317–325
68. Kumar, S. and Deo, N. Correlation, network and multifractal analysis of global financial indices [Электронный ресурс]. 2012. – Режим доступа: arXiv:1202.0409v1
69. Kuperin, Yu. A., Agaev, I.A. Application of Nonlinear Dynamics Approaches to the Financial Time Series Forecasting // IPRT Working paper. 2006. – No. 211-06. - 23 p.
70. Kuperin, Yu.A., Schastlivtsev, R.R. Modified Holder Exponents Approach to Prediction of the USA Stock Market Critical Points and Crashes [Электронный ресурс] // Statistical Finance. – 2008. - 15p. – Режим доступа: arXiv: 0802.4460, Statistical Finance (q-fin. ST), <http://arxiv.org/abs/0802.4460>
71. Kuperin, Yu.A., Schastlivtsev, R.R. Trading Strategy on the Basis of Local Holder Exponents: Testing on Gazprom and Lukoil Stocks [Электронный ресурс] // Economic Scientific and Technological Internet Journal. – 2009. – Режим доступа: <http://novainfo.ru/archive/1/gelderovskie-pokazateli>
72. Los, Cornelis A. and Yalamova, Rossitsa M., Multi-Fractal Spectral Analysis of the 1987 Stock Market Crash // Kent state university working paper. – Kent. - 2004
73. Lux, T., Kaizoji, T. Forecasting volatility and volume in the Tokyo stock market: long memory, fractality and regime switching // Journal of Economic Dynamics and Control. - 2007. – vol. 31. – pp. 1808 – 1843
74. Lux, T., Morales-Arias. Forecasting volatility under fractality, regime-switching, long-memory and Student-t innovations // Computational statistics and Data Analysis. – 2010. – vol. 54. – pp. 2676 - 2692

75. Lye, C.-H., Hooy, C.-W. Multifractality and Efficiency: Evidence from Malaysian Sectoral Indices // *Int. Journal of Economics and Management*. 2012. – No. 6(2). – pp. 278 – 294
76. Majumder, M., Hussain, A. Forecasting of Indian Stock market Index using Artificial Neural network [Электронный ресурс]. - 2010. - Режим доступа: <http://nseindia.com/content/research/FinalPaper206.pdf>
77. Mandelbrot B.B. Scaling in finance prices: II. Multifractals and the star equation // *Quantitative Finance*. – 2001. – No. 1. – pp. 124-130
78. Mandelbrot, B.B. A Multifractal Walk Down Wall Street // *Scientific American*. – 1999 (Feb.). - pp. 70-73
79. Mandelbrot, B.B. Scaling in finance prices: I. Tails and dependence // *Quantitative Finance*. – 2001. – No.1. – pp. 113-123
80. Mandelbrot, B.B. Scaling in finance prices: III. Cartoon Brownian motions in multifractal time // *Quantitative Finance*. – 2001. – No. 1. – pp. 427-440
81. Mandelbrot, B.B. Three fractal models in finance: Discontinuity, concentration, risk // *Economic notes*. – 1997. – No. 26. – pp. 171-212
82. Mandelbrot, B.B., Fisher, A., Calvet, L. A multifractal model of asset returns [Электронный ресурс] // Cowles Foundation Discussion papers 1164, Cowles Foundation for Research in Economics, Yale University. – 1997. – Режим доступа: http://users.math.yale.edu/~bbm3/web_pdfs/Cowles1164.pdf
83. Masset, P. Analysis of Financial Time-Series using Fourier and Wavelet Methods [Электронный ресурс]. – 2008.- Режим доступа: <http://www.ecofine.com/Articles%20et%20Dossiers/Analysis%20of%20Financial%20Time-Series%20using%20Fourier%20and%20Wavelet,%20Philippe%20Masset.pdf>

84. McKenzie, M.D. Non-periodic Australian stock market cycles : evidence from rescaled range analysis// *The economic record* : er.- Blackwell. 2001. - Vol. 77. - pp. 393-406
85. Narayanasamy, P., Senthamari Kannan, K. and Suresh, S. Stock Price Prediction by Rescaled Range Analysis, ARIMA and GARCH Model// *The International Symposium on Stochastic models in Reliability Engineering, Life sciences and Operations management*, February 8-11, 2010, Beer Sheva, Israel. - 2010
86. Nygren, K. Stock Prediction – A Neural Network Approach // Master Thesis, Royal Institute of Technology, KTH. – 2004.
87. Oswiecimka, P., Kwapien, J. And Drozd, S. Wavelet versus Detrended Fluctuation Analysis of multifractal structures [Электронный ресурс]// *Physical Review*. - 2006. – E74. - Режим доступа: 16103.doi:10.1103/PhysRevE.74.016103
88. Panda, C. and Narasimhan, V. Predicting Stock Returns : An Experiment of the Artificial Neural Network in Indian Stock Market // *South Asia Economic Journal*. – 2006. - Vol. 7, No. 2. – pp. 205-218
89. Peters, E.E. *Chaos and Order in the Capital Markets: A New View of Cycles, Prices, and Market Volatility*, 2nd Edition / Wiley, 1996. - 288 p
90. Peters, E.E. *Complexity, Risk, and Financial Markets* / Wiley, 1999. - 240 p.
91. Peters, E.E. *Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics* / Wiley, 1994. - 336 p.
92. Puckovs, A., Matvejevs, A. Wavelet Transform Modulus Maxima Approach for World Stock Index Multifractal Analysis // *Information Technology and Management Science*. – 2012. – No. 15. – pp. 76-86
93. Rendon, S. Stock crack detection using multifractal analysis (local and pointwise Holder exponents): Stock Index of Mexico IPC and FX USD/MXN [Электронный ресурс] // *Munich Personal RePEc Archive*. – 2013. – 16 p. – Режим доступа: <http://mpra.ub.uni-muenchen.de/47699/>

94. Schleicher, C. An Introduction to Wavelets for Economists // Bank of Canada Working Paper. - 2002
95. Schmitt, F., Schertzer, D. and Lovejoy, S. Multifractal analysis of foreign exchange data // Appl. Stochastic Models Data Anal. 1999. – Vol. 15. – pp. 29–53
96. Schmitt, F., Schertzer, D. and Lovejoy, S. MULTIFRACTAL FLUCTUATIONS IN FINANCE // Int. J. Theor. Appl. Fin. 2000. - No. 3. – pp. 361–364
97. Segnon, M., Lux, T. Multifractal Models in Finance: Their Origin, Properties, and Applications / Kiel working paper. – 2013. - No. 1860
98. Suliman Zakaria Suliman Abdalla and Winker, P. Modelling Stock Market Volatility Using Univariate GARCH Models: Evidence from Sudan and Egypt // International Journal of Economics and Finance. - 2012 - Vol. 4, No. 8. – pp. 161-176
99. Tilakaratne, C.D., Morris, S.A., Mammadov, M.A., Hurst, C.P. Predicting Stock Market Index Trading Signals Using Neural Networks // Proceedings of the 14th Annual Global Finance Conference (GFC 2007) Melbourne. - 2007
100. Turiel, A., Pérez-Vicente, C., Grazzini, J.: Numerical methods for the estimation of multifractal singularity spectra on sampled data: a comparative study // Journal of Computational Physics. – 2006. – No. 216. – pp. 362–390
101. Yalamova, R. Correlations in Financial Time Series during Extreme Events - Spectral Clustering and Partition Decoupling Method [Электронный ресурс] // Proceedings of the World Congress on Engineering (2009, July 1 – 3). – London, UK. 2009. - Vol II WCE. – Режим доступа: http://www.iaeng.org/publication/WCE2009/WCE2009_pp1376-1378.pdf
102. Yalamova, R. Multifractal Spectrum of Financial Time Series (an advance in volatility modeling) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: file:///C:/Users/Gorchakov/Downloads/Multifractal_Spectrum_of_Financial_Time_Series__a.pdf

103. Yalamova, R. Stock Market Bubble Build-Up Process Analysis with Complex Network Topology & Synchronization Dynamics [Электронный ресурс]. - 2011 Режим доступа: <http://ssrn.com/abstract=1928127> и <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1928127>

ПРИЛОЖЕНИЯ

Приложение П.1.

Акт внедрения результатов диссертационного исследования в Пермском отделении №6984 Западно-Уральского Банка ОАО «Сбербанк России»



СБЕРБАНК РОССИИ

Основан в 1841 году

ПЕРМСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ № 6984

614990, г. Пермь, ул. Монастырская, д. 4.
Тел: +7 (342) 210-2101, 8-800-5555550. Факс: 210-2402
osb6984@sb.perm.ru, www.sberbank.ru

Дата _____

**Для представления
в диссертационный совет**

**АКТ О ВНЕДРЕНИИ
Результатов диссертационного исследования**

Настоящим удостоверяется, что методика фрактального и мультифрактального анализа, разработанная в диссертационном исследовании Кривоносовой Екатерины Константиновны, применяется как дополнительный инструмент при финансовом анализе кредитоспособности заемщика и составлении кредитного рейтинга заемщиков в кредитующем подразделении Пермского отделения №6984 ОАО «Сбербанк России». Применение данной методики позволило повысить уровень надежности полученных при анализе результатов.

Также результаты диссертационного исследования были применены при реализации проекта в рамках программы Производственной Системы Сбербанка, направленного на сокращение сроков рассмотрения кредитных заявок в сегменте «Средний и крупный бизнес», руководителем проекта «Оптимизация сроков прохождения кредитной заявки в сегменте «средний и крупный бизнес» в Пермском отделении №6984» являлась Кривоносова Екатерина Константиновна. По результатам внедрения проекта получен сертификат ЗП-0400/14.

Начальник сектора строительства и транспорта
Управления продаж крупному и среднему бизнесу
Пермского ГОСБ № 6984 ОАО Сбербанк России **Н.В. Плешивых**



Приложение П.2.

Сертификат ЗП-0400/14 об успешной реализации проекта в рамках программы Производственной Системы Сбербанка, направленного на повышение качества и сокращение сроков рассмотрения кредитных заявок в сегменте «Средний и крупный бизнес»

Сертификат

Подтверждает, что

Кривоносова Екатерина Константиновна

внесла значительный вклад в развитие
Производственной Системы Сбербанка,
продemonстрировала знание концепции и
инструментов Лин 6 Сигм, и сертифицирована как

Зелёный пояс

has significantly contributed to implementation
of the Sberbank Production System
and application of Lean Six Sigma tools to be certified as

Green Belt



Д.А. Бугров
Старший вице-президент
ОАО «Сбербанк России»

г.Москва

Приложение П.3.

Акт внедрения в учебный процесс



УТВЕРЖДАЮ

Ректор Пермского национального
исследовательского политехнического
университета, д.ф-м.наук, профессор
А.А. Ташкинов

2015 г.

АКТ ВНЕДРЕНИЯ
об использовании результатов
кандидатской диссертации
Кривоносовой Екатерины Константиновны

Комиссия в составе: председатель – заведующий кафедрой «Прикладная математика» д.т.н., профессор Первадчук В.П., члены комиссии: к.ф-м.н., доцент Владимирова Д.Б., к.ф-м.н., доцент Осечкина Т.А. составили настоящий акт о том, что результаты диссертационной работы Кривоносовой Е.К. «Разработка методов прогнозирования и анализа кредитных и инвестиционных рисков с применением фрактального и мультифрактального подхода» внедрены в учебный процесс по дисциплинам «Эконометрика», «Теория принятия решения», «Методы социально-экономического прогнозирования» в следующем виде:

1. Алгоритм фрактального анализа исследования временных рядов статистических зависимостей – в материале лекций дисциплины «Эконометрика».

2. Методика определения критических точек временного ряда с использованием мультифрактальных инструментов – в материале лекций дисциплины «Теория принятия решения».

3. Методика оценки кредитных рисков при помощи индикатора фрактальности и методика оценки инвестиционных рисков с использованием «прогнозного» показателя Гельдера.

Использование указанных результатов позволяет повысить качество обучения на основе ознакомления студентов с перспективными методами анализа и прогнозирования временных рядов.

Председатель комиссии

д.т.н., профессор

Первадчук В.П.

Члены комиссии:

к.ф-м.н., доцент

Владимирова Д.Б.

к.ф-м.н., доцент

Осечкина Т.А.