

# **АНАЛИЗ ФРАКТАЛЬНЫХ СВОЙСТВ ФИНАНСОВЫХ РЫНКОВ ДЛЯ ЦЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ**

**Р. В. Гарафутдинов**

*Пермский государственный национальный  
исследовательский университет, Россия*

E-mail: rvgarafutdinov@gmail.com

В работе дается представление о фрактальном подходе к решению задачи прогнозирования динамики финансовых рынков. Рассмотрена взаимосвязь значения фрактальной размерности финансового временного ряда и его ожидаемого поведения. Выполнен фрактальный анализ курса доллара на основе вычисления локальных размерностей методом минимального покрытия. Проанализированы полученные графики. Сделаны выводы о возможности прогнозирования финансовых рынков с точки зрения фрактального подхода.

## **ANALYSIS OF FRACTAL PROPERTIES FOR FORECASTING IN FINANCIAL MARKETS**

**R. V. Garafutdinov**

The article gives an idea of the fractal approach to solving the problem of forecasting the dynamics of financial markets. The relationship between the fractal dimension of a financial time series and its expected behavior is examined. A fractal analysis of the dollar exchange rate was performed based on the calculation of local dimensions by the minimal coverage method. The obtained graphs are analyzed. Conclusions are made about the possibility of forecasting financial markets from the point of view of a fractal approach.

Как известно, финансовые рынки являются важнейшим механизмом современной рыночной экономики, обеспечивающим привлечение и перераспределение капиталов. Игроки рынка работают в перманентных условиях риска потери денежных средств, поэтому необходимость анализа и прогнозирования изменения котировок финансовых инструментов не вызывает сомнений. Существует множество исследований, теорий и подходов к решению данной проблемы. Классическими являются фундаментальный и технический анализ, активно применяются и более новые методы, такие как статистическое моделирование. При этом вопрос эффективности различных подходов остается дискуссионным, в некоторых ситуациях те или иные из них позволяют получать достаточно точные предсказания, в некоторых не работают совсем.

Так как на курсы финансовых инструментов одновременно влияет огромное количество факторов, может создаваться впечатление, что они не подчиняются никаким закономерностям и их динамика – процесс стохастический. Это постулирует так называемая гипотеза эффективного рынка (Efficient Market Hypothesis, ЕМН), предложенная Ю. Фама. Не так давно появилась альтернативная ей концепция, выдвинутая Б. Мандельбротом, – гипотеза фрактального рынка

(Fractal Markets Hypothesis, FMH) [1], согласно которой процесс ценообразования на рынках глобально детерминирован, зависим от «начальных условий», прошлые значения цен влияют на будущие, а финансовые инструменты обладают фрактальными свойствами. Если выявить эти свойства, становится возможным прогнозировать будущее поведение рынков с достаточно высокой точностью [2].

В последние десятилетия в связи с затяжным кризисным состоянием экономики интерес к фрактальной теории растет. Проблемой применения ее для анализа и прогнозирования экономических показателей занимались такие исследователи, как Л. Кириченко, Н. Старченко и М. Дубовиков, Е. Кривоносова, Ю. Балагула, Г. Осипов, М. Прудский и др.

В данной работе произведена попытка выявить и проанализировать фрактальные свойства современного российского финансового рынка на примере курса доллара и оценить возможность прогнозирования его динамики. Соответствующие критерии описаны в работе [3], показано, что индикатором будущего поведения финансового временного ряда и его принципиальной предсказуемости может служить значение фрактальной размерности графика ряда.

Приведем кратко основные идеи данной гипотезы. Хаотический процесс может пребывать в одном из трех состояний (таблица, рис. 1).

Таблица

**Взаимосвязь состояния хаотического процесса  
и фрактальной размерности его графика**

№ п/п	Значение фрактальной размерности $D$	Характер временного ряда	Интерпретация
1.	$1 < D < 1,5$	Персистентный (тренд). Поддерживается тенденция изменений.	В ряду имеется долговременная корреляция (длинная память). Близкое к единице значение $D$ указывает на скорое окончание действующего тренда. Для описания динамики ряда применимы модели с длинной памятью, например, ARFIMA.
2.	$1,5 < D < 2$	Антиперсистентный (флэт). Направление изменений постоянно меняется.	Чем ближе $D$ к 2, тем более неустойчивой, изрезанной становится временная кривая, она готова в любой момент перейти в новое состояние. Ряд не поддается прогнозированию.
3.	$D = 1,5 \pm 0,05$	Случайное блуждание. Динамика процесса случайна.	Поведение системы стохастическое и хорошо описывается классическими статистическими методами, такими как ARIMA-модели.

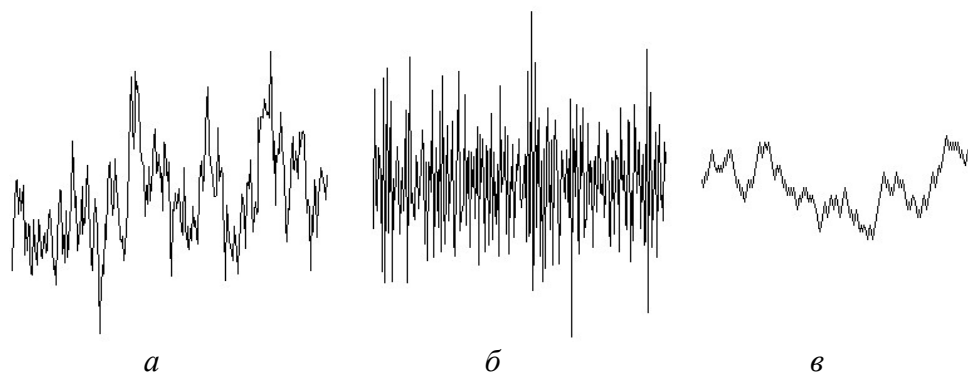


Рис. 1. Фрагменты графиков модельных реализаций процессов:  
*a* – тренд, *б* – флэт, *в* – случайное блуждание

Можно сказать, что при  $D \rightarrow 1$  (персистентность) и  $D \rightarrow 2$  (антиперсистентность) фрактальные свойства процесса усиливаются. В работах [3], [4] показано, что наиболее устойчивым состоянием экономических систем является состояние случайного блуждания, характеризующееся размерностью 1,5. Существенное отклонение  $D$  от указанного значения (усиление фрактальности) свидетельствует о переходе рынка в нестабильную фазу, сопровождающуюся кризисными явлениями.

В качестве размерности  $D$  было решено использовать показатель  $D_\mu$ , вычисляемый методом минимального покрытия, предложенным М. Дубовиковым и Н. Старченко в работе [5]. Выбор данного метода обоснован тем, что ввиду малого количества наблюдений, требуемых для вычисления размерности, он позволяет выявлять локальные фрактальные свойства финансовых временных рядов, известных своим изменчивым поведением. По той же причине решено оценивать  $D$  не как единичное значение, полученное по всему ряду или фиксированному его отрезку, а как функцию от времени  $D(t)$ , вычисленную на множестве участков («окон»), равномерно покрывающих ряд с некоторым смещением относительно друг друга (такой подход представлен, например, в работе [6]).

В качестве изучаемого показателя взят курс доллара США к рублю (валютная пара USD/RUB), дневные значения. Источником данных послужил веб-сайт Finam.ru. Анализируемый период – с 01.01.2000 по 01.05.2018. Ценовые данные на каждый момент времени включают четыре измерения: цена открытия (OPEN), цена закрытия (CLOSE), максимальная (HIGH) и минимальная (LOW) цены. При построении ценового графика предполагается оперировать средними ценами за период, вычисленными как среднее арифметическое всех четырех значений. Длина локального участка для оценки размерности – 32.

Все вычисления в ходе работы были осуществлены на языке программирования R с использованием как готовых функций, так и собственноручно реализованных алгоритмов.

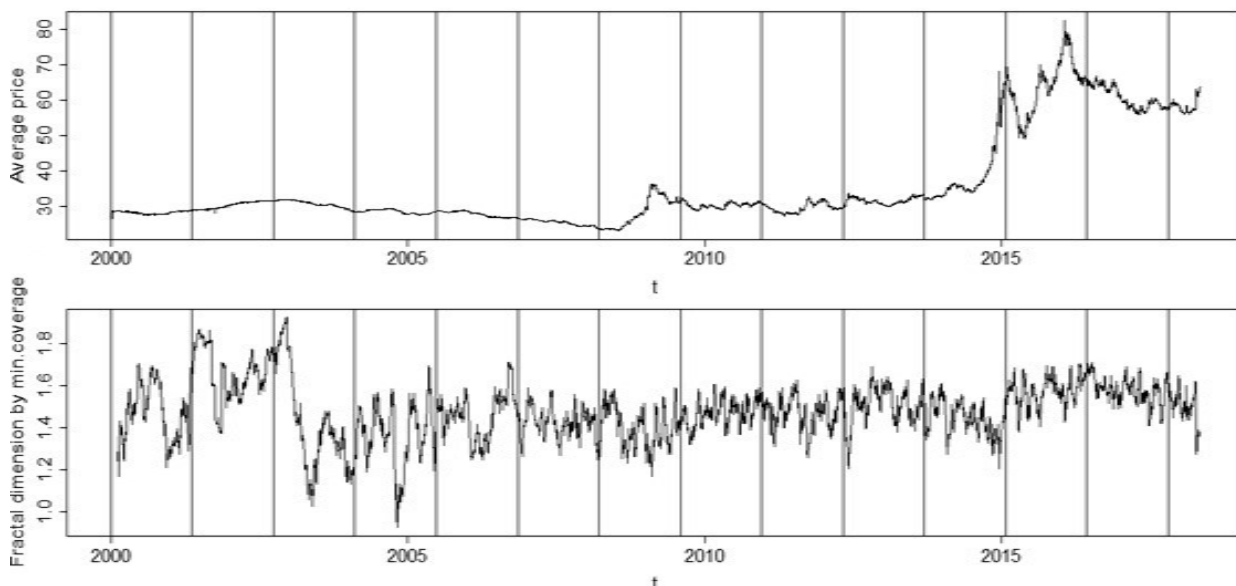


Рис. 2. Соответствие графика котировок графику размерностей (на примере дневных значений курса доллара, длина «окна» 32)

После расчета локальных размерностей курса доллара был произведен визуальный анализ полученных графиков (рис. 2–6).

Как видно на графиках, размерность демонстрирует ожидаемое поведение: ее величина колеблется вокруг значения 1,5, что означает случайное блуждание. Заметно, что резкие скачки и провалы размерности до величин, близких к 1, соответствуют «критическим точкам» на графике котировок, причем, чем круче пики и падения цен, тем более резкими являются падения и пики размерности. На рис. 2 видно несколько таких участков. Ниже для наглядности представлены увеличенные фрагменты данного графика в дневном масштабе (рис. 3).

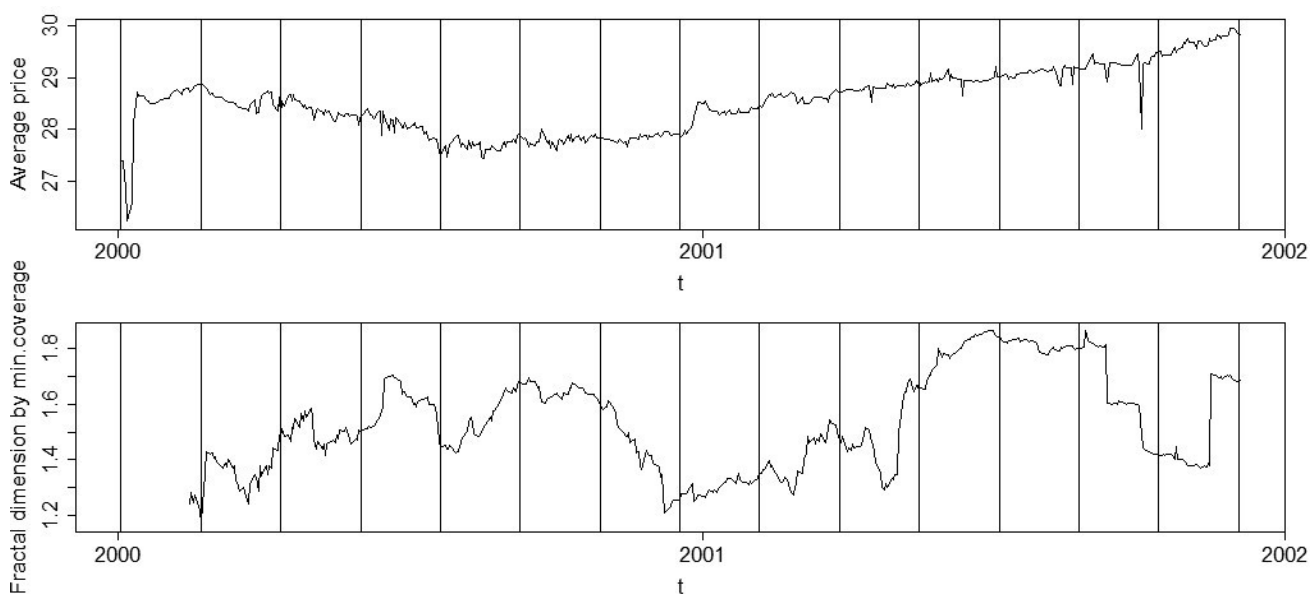


Рис. 3. Графики котировок и размерностей курса доллара, дневные значения, фрагмент

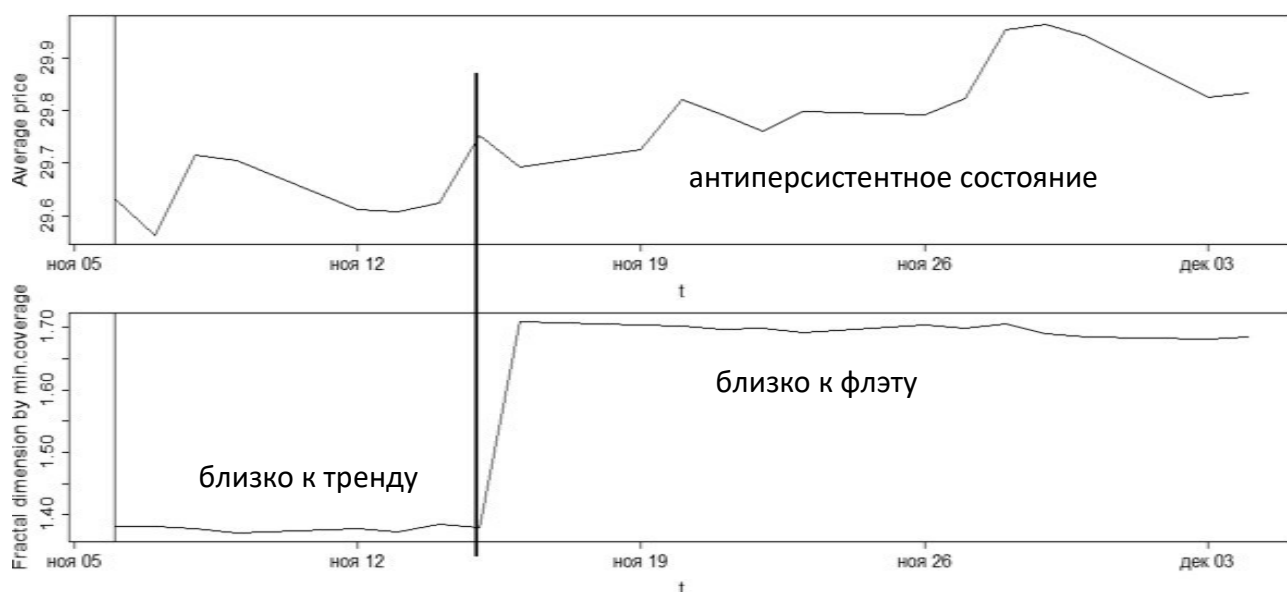


Рис. 4. Графики котировок и размерностей курса доллара, дневные значения, фрагмент в очень крупном масштабе

При увеличении масштаба рассмотрения становится заметно, что график дневной волатильности, на 18-летнем промежутке выглядящий как гладкая кривая с близкой к единице размерностью, в действительности таковой не является, он весьма зазубрен. Стоит увеличить масштаб еще сильнее, чтобы увидеть, какой фигуре на графике котировок соответствует скачок значения  $D_\mu$  от 1,4 до 1,7 (рис. 4).

Видно, что, начиная с 15 ноября ряд курсов доллара принимает достаточно выраженное антиперсистентное состояние (направление его динамики начинает часто меняться), и этот факт вполне отражает размерность минимального покрытия, перешедшая в диапазон, соответствующий флэту ( $D_\mu \approx 1,7$ ).

Вывод, который можно сделать по итогам изучения графиков, – финансовые ряды действительно обладают весьма переменчивыми фрактальными свойствами, об этом свидетельствуют изрезанные кривые размерности. Также величина размерности чутко реагирует на резкие скачки (провалы), и этим подтверждаются результаты, полученные в других исследованиях. Кроме того, на примере валютной пары USD/RUB видно, что характер процесса изменения котировок тяготеет к случайному блужданию, величина  $D_\mu$  колеблется около 1,5 с периодическими падениями до 1,3–1,4 и взлетами вплоть до 1,7, то есть ряд в целом близок к случайному, но на некоторых участках обладает свойствами персистентности и антиперсистентности. Из этого можно заключить, что курс доллара может поддаваться прогнозированию.

В результате проведенного исследования выяснилось, что финансовые ряды в действительности обладают не только глобальными, но и локальными фрактальными характеристиками, которые на протяжении их длин неоднократно меняются. Было также обнаружено, что характер рынка на примере курса доллара тяготеет к случайному, но периодически демонстрирует как наличие длинной памяти, так и антиперсистентные свойства. Причем персистентных участков оказалось больше, исходя из чего можно говорить о возможности построения крат-

косрочных прогнозов поведения финансовых рынков с помощью моделей, учитывающих их фрактальные свойства.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Мандельброт Б.* (Не)послушные рынки: фрактальная революция в финансах. М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. 408 с.
2. *Прудский М. В.* Фрактальный анализ финансовых рынков // Информационные системы и математические методы в экономике: сб. науч. тр. / общ. ред. М. В. Радионовой; Пермь : Перм. гос. нац. иссл. ун-т, 2012. Вып. 5. С. 109-120.
3. *Кривоносова Е. К.* Сравнение фрактальных характеристик временных рядов экономических показателей // Современные проблемы науки и образования. 2014. № 6. [Электронный ресурс]. URL: <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=15974> (дата обращения: 05.08.2018).
4. *Мансуров А. К.* Прогнозирование валютных кризисов с помощью методов фрактального анализа // Проблемы прогнозирования. 2008. № 1. С. 145–158.
5. *Дубовиков М. М.* Эконофизика и фрактальный анализ финансовых временных рядов // Успехи физических наук. 2011. № 181 (7). С. 779–786.
6. *Белолитцев И. И.* Предсказание финансовых временных рядов на основе индекса фрактальности // Мир Науки. 2014. № 3. [Электронный ресурс]. URL: <https://mir-nauki.com/issue-3-2014.html> (дата обращения: 05.08.2018).

### **ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ DATA MINING ДЛЯ АНАЛИЗА ДАННЫХ В СФЕРЕ КРЕДИТОВАНИЯ**

**И. А. Задворная, О. М. Ромакина**

*Саратовский государственный университет, Россия*  
E-mail: [zadvornayaia@gmail.com](mailto:zadvornayaia@gmail.com), [akrifinal@gmail.com](mailto:akrifinal@gmail.com)

Статья посвящена применению алгоритмов Data Mining для изучения данных по кредитным картам клиентов банка. Рассматривается решение проблемы хранения и обработки информации большого объёма. Автором ставится задача выявления характеристик клиентов, влияющих на вероятность задолженности по кредитным картам. Исходя из поставленной задачи, к многомерной структуре данных применяются различные алгоритмы. Для анализа данных, рассматриваемых в данной статье, используются деревья решений, кластеризация и нейронная сеть.

### **APPLICATION OF DATA MINING ALGORITHMS FOR THE ANALYSIS OF DATA IN LENDING**

**I. A. Zadvornaya, O. M. Romakina**

The article is devoted to the application of Data Mining algorithms for studying data on credit cards of bank customers. It examines the solution of the problem of storing and processing information of a large volume. The author puts the task of identifying the characteristics of customers that affect the probability of debt on credit cards. Based on the task, different algorithms are applied to the multi-dimensional data structure. Decision trees, clustering, and a neural network are used to analyze the data discussed in this article.