

УДК 339.72.015

© Алексей Николаевич Кисляков
канд. техн. наук, доцент,
Владимирский филиал РАНХиГС

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ФРАКТАЛЬНОЙ РАЗМЕРНОСТИ В ТЕХНИЧЕСКОМ АНАЛИЗЕ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ¹

Аннотация: рассматривается один из эффективных приемов технического анализа рынка криптовалют на основе применения фрактальной теории, позволяющей использовать показатель фрактальной размерности для объяснения состояния рынка с помощью R/S-анализа. С помощью R/S-анализа определяется степень автокорреляции временного ряда, а также степень его устойчивости к изменению. Ключевым моментом в работе является сравнение показателя текущей волатильности цены финансовых активов с показателем Херста, связанным с фрактальной размерностью временного ряда, по которой можно судить об изменениях поведения рынка. Приведенная методика позволяет не только оценить наличие трендовой составляющей временного ряда, но и оценить устойчивость и наличие долговременной памяти на рынке криптовалют. Описанные приемы являются эффективным инструментом построения стратегии поведения участников рынка и прогнозирования цены актива.

Abstract: Considered one of the effective techniques of technical analysis cryptocurrency market on the basis of application of fractal theory, which allows to use the indicator of the fractal dimension to explain the state of the market using R/S analysis. Using R/S analysis is determined by the degree of autocorrelation of the time series, and the degree of resistance to change. The key point is the comparison of the exponent the current volatility of prices of financial assets with a Hurst exponent related to fractal dimension of the time series on which to judge the changes of the market behavior. The technique allows not only to evaluate the presence of trend component in the time series, but also to assess the sustainability and availability of long-term memory in the cryptocurrency market. The described techniques are an effective tool for building a strategy of behavior of market participants and forecasting of the assets price.

Ключевые слова: фрактальная размерность, показатель Херста, волатильность, трендовая модель.

Keywords: fractal dimension, Hurst exponent, volatility, trend model.

¹ Работа выполнена в рамках гранта РФФИ № 18-07-00170 «Создание прогностических моделей эволюции природных, живых и социально-экономических систем на основе конечных групп нарушенной симметрии».

Несмотря на спорные мнения по поводу безопасности использования альтернативных способов оплаты в виде криптовалют, в последнее время именно они становятся весьма популярным финансовым активом. Резкий рост стоимости криптовалют привлекает не только внимание новичков, но и все большее количество профессиональных трейдеров, которые в своей деятельности используют немало различных методов анализа.

Наиболее эффективным видом анализа рынка криптовалют на сегодняшний день

является технический анализ. Дело в том, что рынок криптовалют характеризуется высокой степенью волатильности, которая характеризует изменчивость временных рядов количественных данных, описывающих поведение социально-экономической системы [2]. При этом существует множество видов расчета этой меры неустойчивости рынка.

Целью работы является исследование изменчивости рынка криптовалют с использованием фрактальной размерности временного ряда. Для этого в работе решаются следующие задачи.

1. Проанализировать особенности использования фрактальных характеристик при анализе временного ряда финансовых показателей.

2. Исследовать возможность определения наличия трендовой составляющей во временном ряду на основе фрактальных характеристик при помощи математического моделирования.

Обычно современные международные рынки капиталов в режиме реального времени предоставляют участникам рынка котировки, представленные четырехмерным рядом (составленным из четырех видов цен, привязанных к временному интервалу):

$$\vec{P}_i = (\text{Open}_i, \text{High}_i, \text{Low}_i, \text{Close}_i), \text{ где}$$

Open – цена открытия анализируемого периода Δt , Close – цена закрытия анализируемого периода Δt , High – максимальная цена за анализируемый период Δt , Low – минимальная цена за анализируемый период Δt . За период Δt эти четыре цены на интервальном графике образуют так называемую японскую свечу [2] (рисунок 1).

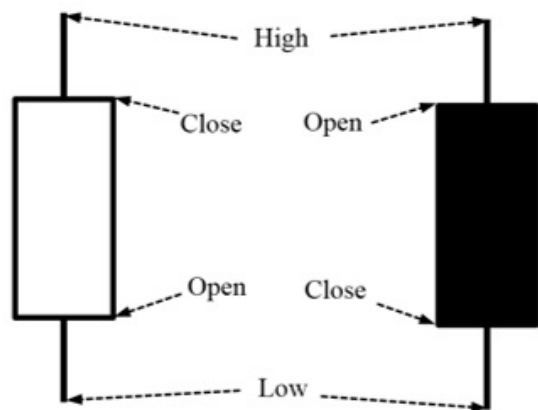


Рис. 1. Графическое представление японских свечей

Если за временной интервал Δt цена уменьшилась, то цвет «тела» свечи (пятый по счету параметр) – черный, если увеличилась – белый, поэтому отметки Open и Close меняются местами. Такое представление информации о текущем состоянии и динамике цены приводит к необходимости использования для анализа и прогнозирования поведения системы инструментария, адаптированного к четырехмерным рядам данных.

Значение показателя текущей волатильности VM , величина которого не учитывает предыдущие значения цен на рынке за продолжительный период времени, но при этом отражает текущие настроения участников рынка, определяется по формуле [2]:

$$VM = \frac{\text{High} - \text{Low}}{|\text{Open} - \text{Close}|} \geq 1. \quad (1)$$

Формула (1) определяет, во сколько раз высота «тела» свечи в диапазоне цен от уровня Open до уровня Close меньше высоты «теней» той же свечи в диапазоне от уровня High до уровня Low (рисунок 2).

В случае если знаменатель формулы (1) равен нулю, то

$$VM = \frac{\text{High} - \text{Low} + \varepsilon}{\varepsilon}, \quad (2)$$

где ε – величина, меньшая на порядок, чем величины, участвующие в расчетах, т.е. $\varepsilon = 0,1$ котировочного пункта.

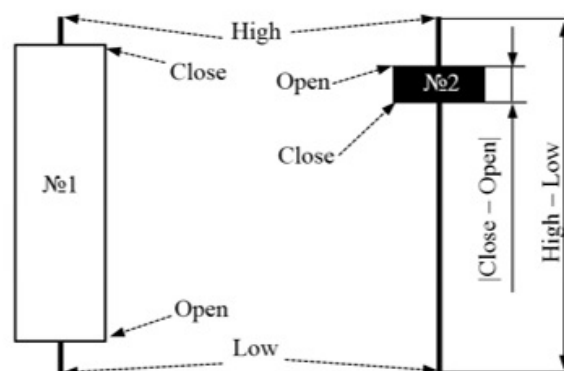


Рис. 2. Графическая интерпретация показателя VM с помощью японских свечей

Социально-экономический смысл показателя текущей волатильности заключается в том, что он показывает, насколько тренд, действующий в течение исследуемого периода Δt , становится непредсказуемым. Свеча становится отличной от прямоугольника без «теней» за счет сделок, цены по которым отличаются от общего тренда в диапазоне цен от уровня Open до уровня Close в сторону уровней High и Low, т.е. величина показателя VM показывает, насколько общепринятый тренд может отличаться от мнения любого участника рынка, работающего в анализируемом инвестиционно-временном горизонте,

который привязан к промежутку времени Δt (в диапазоне цен $\text{Open} \div \text{Close}$), и может отличаться от мнений участников рынка, заключивших сделки по ценам, отклоняющимся в сторону High и Low [2].

Чем выше значение показателя VM , тем значительно отличаются текущая цена на исследуемый актив за период времени Δt от текущего тренда. Если значение VM начинает превышать 1, то общая длина «теней» становится существенно больше длины тела свечи (вариант № 2 на рисунке 2).

Таким образом, чтобы максимизировать прибыль участника рынка, наилучшим временем для закрытия позиций следует считать тот момент, когда VM достигнет локального максимума. При этом показатель текущей волатильности по способу расчета схож с показателем Херста, характеризующим фрактальную размерность временного ряда или отдельного его участка при проведении R/S-анализа [1, 3].

Суть метода R/S-анализа состоит в определении безразмерной величины так называемого нормированного размаха, с помощью которого определяется степень автокорреляции временного ряда, а также степень его персистентности (устойчивости), что позволяет судить о наличии тенденции (роста или убывания) во временном ряду. При этом показатель R определяет размах, т.е. динамический диапазон значений уровней временного ряда (аналогично позициям Open и Close и/или High и Low), а S – стандартное отклонение за период [2]. Алгоритм R/S-анализа может быть представлен в следующем виде:

1. Исходный ряд с N уровнями делится на A смежных периодов длиной n . Каждый период обозначается как I_a , $a = 1, 2, \dots, A$ и для каждого периода определяется среднее значение:

$$E(I_a) = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n N_{k,a}. \quad (3)$$

2. Рассчитываются отклонения от среднего значения для каждого периода I_a :

$$X_{k,a} = \sum_{i=1}^k [N_{k,a} - E(I_a)]. \quad (4)$$

3. Далее рассчитывается размах в пределах каждого периода I_a :

$$R_{I_a} = \max(X_{k,a}) - \min(X_{k,a}). \quad (5)$$

4. И стандартные отклонения для каждого периода I_a :

$$S_{I_a} = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^k [N_{k,a} - E(I_a)]^2}. \quad (6)$$

5. Находится отношение R_{I_a} к S_{I_a} и рассчитывается среднее значение R/S , или так называемый нормированный размах:

6. Далее необходимо увеличить длину интервала n и повторить шаги 2-5 до тех пор, пока $n \leq N/2$.

7. Полученные значения позволяют построить график зависимости $\log[R/S(n)]$ от $\log[n]$ и с помощью метода наименьших квадратов найти уравнение регрессии вида

$$\log[R/S(n)] = H \cdot \log[n] + c,$$

где H – показатель Херста, а c – некоторая константа. При этом вычисляется безразмерная величина

$$R/S = (c \cdot N)^H. \quad (8)$$

При $0,5 < H < 1$ имеется устойчивый тренд и ряд обладает памятью. Такие ряды называют персистентными. Это означает, что значения уровней временного ряда не являются независимыми. При этом показатель Херста реагирует на так называемую «долговременную» память временного ряда, когда отдаленные события могут иметь влияние на текущее состояние. В тренде же выполняется свойство «положительной» памяти: если вчера цена выросла, то сегодня она скорее вырастет, чем упадет.

Сила персистентности увеличивается при приближении H к 1. Напротив, чем ближе показатель Херста к 0,5, тем ряд больше зашумлен и тем меньше выражен тренд. Если

$0 < H < 0,5$ и при этом в ряду и присутствует некоторая тенденция, то существует вероятность изменения ее на противоположную, и ряд является антиперсистентным, т.е. если показатель Херста на участке графика меньше 0,5, то у цены появляется «отрицательная» память: если вчера цена выросла, то сегодня есть вероятность ее падения, и чем ближе показатель Херста к 0, тем эта вероятность больше. Есть еще одно состояние цены, при котором показатель Херста близок к 0,5. В данном случае имеет место случайный процесс с некоррелированными значениями: это классическое состояние случайного блуждания, когда цена движется случайным образом, подобно броуновской частице. Влияние настоящего состояния на будущее может быть выражено корреляционным соотношением [2, 3]

$$C = 2^{2H-1} - 1, \quad (9)$$

где C – мера корреляции, которая также позволяет оценить устойчивость временного ряда и лежит в пределах от $-0,5$ до 1. При этом фрактальная размерность D и показатель Херста связаны следующим соотношением [5, 6]:

$$D = 2 - H. \quad (10)$$

В качестве примера рассмотрим временной ряд изменения курса одной из популярных криптовалют в течение четырех месяцев (рисунок 4). Разобьем исходный временной ряд на несколько частей и определим поведение курса криптовалюты на различных участках. Следует отметить, что ширина этих участков, а точнее узловые точки определяются вычисленной фрактальной размерностью для всего временного ряда, рассчитанной по небольшому участку, например, для скользящего интервала по 16 точек [4].

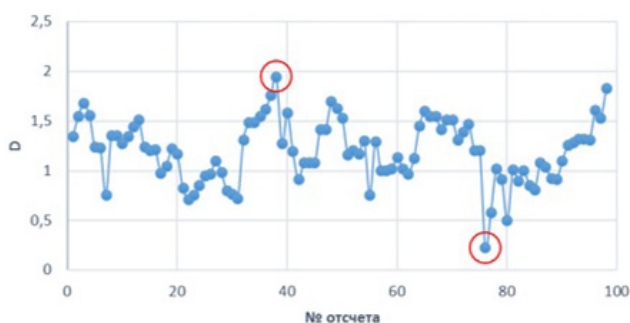


Рис. 3. Фрактальная размерность движения цен

Минимумы фрактальной размерности в области значений меньше 1,5 совпадают с моментами окончаний трендов, максимумы фрактальной размерности в области значений выше 1,5 совпадают с моментами окончаний изменения цены в узком диапазоне. Для примера возьмем пару узловых точек, как показано на рисунке, которые разделят наш ряд на три части.

Таким образом, по рассчитанной фрактальной размерности можно судить о том, что на начальном интервале наблюдается положительный тренд, на среднем интервале в связи с частыми переходами показателя фрактальной размерности через отметку 1,5 можно говорить о наличии нестабильности в виде блуждания и на конечном этапе прослеживаются явные признаки изменения цены в узком диапазоне, хотя визуально можно сказать, что на этом интервале существует устойчивый рост. Есть ли действительно тренд на этих интервалах, а также степень его устойчивости, оценим при помощи показателя Херста.



Рис. 4. Показатель Херста для различных участков временного ряда курса криптовалюты

Из рисунка 4 видно, что на интервале № 1 визуально наблюдается устойчивый тренд, однако при расчете показателя Херста для этого интервала временного ряда получено значение 0,16, что говорит об отсутствии устойчивого тренда на данном интервале. Интервал 2 также характерен отсутствием устойчивого тренда, к тому же на нем наблюдается так называемое «блуждание» цены. При этом показатель Херста снижается до 0,09, это значит, что на этом интервале изменение котировок еще более непредсказуемо. Однако на интервале 3, казалось

бы, ситуация наиболее стабильна – наблюдается устойчивый тренд, однако данный интервал характеризуется наименьшим показателем Херста, равным 0,05, что означает большую вероятность изменения направления тренда, чем на двух других интервалах. Получается, что наиболее устойчивый тренд наблюдается на интервале 1, а на интервале 3 ситуация нестабильна, что может привести к резкому обвалу цены. В этой связи можно сделать выводы, что рынок криптовалют является нестабильным и нестабильность нарастала на протяжении всего времени наблюдения, несмотря на устойчивый рост.

Таким образом, применение показателя Херста при анализе временных рядов социально-экономических показателей позволит не только оценить наличие трендовой составляющей временного ряда, но и оценить устойчивость и наличие памяти временного ряда. Показатель Херста является отличным индикатором эффективным устойчивости финансовых показателей на отдельном интервале и является эффективным инструментом построения стратегии поведения участников рынка и прогнозирования цены актива.

Список литературы

1. Чумак О. В. Энтропии и фракталы в анализе данных. – М. – Ижевск : НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», Институт компьютерных исследований, 2001. – 164 с.
2. Королев О. Л., Кусый М. Ю., Сигал А. В. Применение энтропии при моделировании процессов принятия решений в экономике: монография / под. ред. доц. А. В. Сигала. – Симферополь : ОДЖАКЪ, 2013. – 148 с.
3. Зиненко А. В. R/S-анализ на фондовом рынке // Бизнес-информатика. – 2012. – № 3 (21) – С. 24-30.
4. Кисляков А. Н. Влияние фильтрации Фурье на точность прогноза социально-экономических показателей // Ученые записки. – 2017. – № 2 (22). – С. 78-82.
5. Кисляков А. Н. Фрактальный метод идентификации личности по цифровым изображениям отпечатков пальцев / Перспективные технологии в средствах передачи информации – ПТСПИ'17: материалы XII Международной научно-технической конференции. – Владимир : Владимирский государственный университет им. А. Г. и Н. Г. Столетовых, 2017. – С. 200-204.
6. Никитин О. Р., Кисляков А. Н. Метод идентификации личности по цифровым изображениям отпечатков пальцев // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2017. – № 4. – С. 52-57.