

УДК 330.4 JEL C02, G14

UDC 330.4 JEL C02, G14

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике (физико-математические науки, экономические науки)

5.2.2. "Mathematical, statistical and instrumental methods in economics" (physical and mathematical sciences, economic sciences)

**СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДИНАМИКИ КОТИРОВОК АКЦИЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ КОМПАНИЙ В УСЛОВИЯХ РЫНОЧНОЙ СТАБИЛЬНОСТИ И ТУРБУЛЕНТНОСТИ: ЭМПИРИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ**

**COMPARATIVE ANALYSIS OF THE DYNAMICS OF TECHNOLOGY COMPANIES' STOCK PRICES IN CONDITIONS OF MARKET STABILITY AND TURBULENCE: AN EMPIRICAL STUDY**

Попова Маргарита Игоревна  
Старший преподаватель  
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина»,  
Краснодар, Россия

Popova Margarita Igorevna  
Senior lecturer  
Kuban State Agrarian University named after I. T. Trubilin, Krasnodar, Russia

Пластинин Иван Денисович  
магистрант  
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина»,  
Краснодар, Россия

Plastinin Ivan Denisovich  
Master's student  
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trublin, Krasnodar, Russia

Брысина Кристина Дмитриевна  
магистрант  
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина»,  
Краснодар, Россия

Brysina Kristina Dmitrievna  
Master's student  
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trublin, Krasnodar, Russia

В статье представлен сравнительный анализ динамики котировок акций высокотехнологичных компаний AAPL, MSFT, TSLA, AMZN, GOOGL на двух несмежных пятилетних периодах. Получены и сопоставлены оценки H для обоих периодов. Установлено, что в период 2015–2019гг. все пять временных рядов характеризуются персистентностью, тогда как в период 2020–2024гг. временной ряд TSLA смещается в зону случайного блуждания ( $H=0,49$ ) на фоне аномально высокой волатильности 65% годовых. Выявлена межвременная устойчивость персистентности для AAPL, MSFT, AMZN и GOOGL. Представлена программная реализация алгоритма нормированного размаха (R/S-анализ) для исследования долгосрочной памяти финансовых временных рядов. Разработан программный комплекс на языке Python 3.12 с графическим интерфейсом пользователя (tkinter), обеспечивающий вычисление показателя Херста H методом МНК-регрессии в двойных логарифмических координатах, визуализацию результатов и экспорт в многолистовую книгу Excel. Результаты согласуются с гипотезой фрактального рынка Э. Петерса и подтверждают применимость метода R/S-анализа для дифференцированного выбора торговых стратегий

The article presents a comparative analysis of the dynamics of stock quotations of high-tech companies AAPL, MSFT, TSLA, AMZN, GOOGL on two non-adjacent five-year periods. The H estimates for both periods were obtained and compared. It was established that in the period 2015–2019. All five time series are characterized by persistence, whereas in the period 2020–2024, the TSLA time series shifts to the random walk zone ( $H=0.49$ ) against the background of abnormally high volatility of 65% per annum. Intertemporal persistence stability has been revealed for AAPL, MSFT, AMZN, and GOOGL. A software implementation of the normalized range algorithm (R/S analysis) for studying the long-term memory of financial time series is presented. A software package has been developed in Python 3.12 with a graphical user interface (tkinter), which provides the calculation of the Hurst index H using OLS regression in double logarithmic coordinates, visualization of results and export to a multi-page Excel workbook. The results are consistent with E. Peters' fractal market hypothesis and confirm the applicability of R/S analysis for the differentiated choice of trading strategies

Ключевые слова: R/S-АНАЛИЗ, ПОКАЗАТЕЛЬ ХЕРСТА, ДОЛГОСРОЧНАЯ ПАМЯТЬ,

Keywords: R/S-ANALYSIS, HURST EXPONENT, LONG-TERM MEMORY, PERSISTENCE,

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-217-054>

## Введение

Одним из ключевых вопросов современного финансового анализа является наличие устойчивых закономерностей в динамике цен на акции. Господствующая со второй половины XX века гипотеза эффективного рынка (Efficient Market Hypothesis, EMH), сформулированная Ю. Фамой в 1970 году [1], утверждает, что цены полностью отражают всю доступную информацию и меняются случайным образом, не позволяя инвесторам систематически получать доходность выше рыночной. Показатель Херста  $H = 0,5$  соответствует именно такому случайному блужданию. Вместе с тем начиная с 1980-х годов в научной литературе накапливались свидетельства того, что реальные рынки отклоняются от этой модели: наблюдаются периоды повышенной волатильности, экстремальные колебания цен и устойчивые долгосрочные тренды, несовместимые с теорией эффективного рынка [2], [3].

Метод нормированного размаха (R/S-анализ) разработан британским гидрологом Г.Э. Херстом в 1951 году [4] и адаптирован Б.Б. Мандельбротом и Дж.Р. Валлисом [5] для анализа финансовых рынков. Экономист Эдвард Петерс [6], [7] на основе этого метода сформулировал гипотезу фрактального рынка, которая по-новому объясняет поведение инвесторов: если показатель Херста  $H > 0,5$ , то рынок «трендовый», сложившееся направление движения цены имеет тенденцию продолжаться, что оправдывает моментум-стратегии, которые представляют собой класс инвестиционных подходов, систематически использующих информацию о прошлой динамике цен для формирования портфеля; при  $H \approx 0,5$ , рынок ведёт себя случайно; при

<http://ej.kubagro.ru/2026/03/pdf/54.pdf>

$H < 0,5$ , рынок «контртрендовый», цены стремятся к среднему значению. Несмотря на широкое распространение метода в финансовой аналитике, открытым остаётся вопрос о том, насколько устойчив показателю Херста для одних и тех же акций в разные рыночные периоды. Сравнение спокойного периода 2015–2019 и турбулентного 2020–2024, включавшего пандемию COVID-19, беспрецедентные монетарные стимулы центральных банков и геополитические шоки, предоставляет уникальную возможность для такого анализа.

Цель настоящей работы – провести сравнительный анализ динамики временных рядов котировок акций крупнейших технологических компаний (AAPL, MSFT, TSLA, AMZN, GOOGL) и проверить, сохраняются ли трендовые свойства акций при переходе от относительно спокойного рынка к кризисному на базе созданного авторами программного инструмента.

### **Обоснование актуальности исследования**

Технологический сектор, выступающий в роли ключевого драйвера глобального экономического роста и инноваций, характеризуется повышенной волатильностью и чувствительностью своих финансовых инструментов к изменениям макроэкономической конъюнктуры, регуляторной среды и общественных настроений. В свете последних событий, таких как цикличность монетарной политики ведущих Центробанков, геополитические напряжения и структурные сдвиги в цепочках поставок, понимание специфики динамики котировок акций технологических компаний приобретает критическую научную и практическую значимость.

Актуальность исследования обусловлена: во-первых, доминирующей ролью технологических компаний на мировых фондовых площадках; во-вторых, требуется углубленное изучение асимметрии реакции котировок

на шоки разной природы; в-третьих, необходимость исследования подкрепляется эволюцией самой природы рыночных потрясений, т.к. современные кризисы носят многомерный характер, сочетая финансовые, эпидемиологические и геополитические компоненты; в четвертых актуальность определяется потребностью в верификации классических финансовых теорий применительно к высоко динамичному технологическому сегменту.

Таким образом, проведение сравнительного эмпирического анализа динамики котировок акций технологических компаний в условиях стабильности и турбулентности отвечает насущным запросам академического сообщества и финансовых практиков. Его результаты способны стать основой для усовершенствования инструментов риск-менеджмента, разработки адаптивных инвестиционных стратегий и формирования более точных прогнозных моделей.

### **Методы и результаты исследований**

Представленное исследование базируется эмпирических расчетах, реализованных в рамках метода нормированного размаха, который основан на соотношении выведенном Херстом [4]:

$$E \left[ \frac{R(n)}{S(n)} \right] = C \times n^H.$$

где  $R(n)$  – размах накопленных отклонений от среднего на подпериоде длиной  $n$  наблюдений;  $S(n)$  – выборочное стандартное отклонение ряда;  $C$  – масштабирующая константа;  $H$  –показатель Херста. В рамках теории дробного гауссовского шума [5] автокорреляционная функция убывает по степенному закону  $\rho(k) \sim H(2H - 1)k^{(2H-2)}$  при  $k \rightarrow \infty$ . Значения  $H \in [0; 1]$ . При  $H > 0,5$  ряд автокорреляций несуммируем, что является фундаментальным свойством процессов с долгосрочной памятью. При

$H = 0,5$  автокорреляции нулевые, процессу присуще стандартное броуновское движение. При  $H < 0,5$  ряд антиперсистентен. В отличие от долгосрочной зависимости свойство антиперсистентности, характеризует стохастические процессы, обладающие свойством «быстрого возвращения к среднему» и отрицательной корреляцией между приращениями на различных временных масштабах.

1. Вычисление показателя Херста выполняется в несколько этапов: Значения ряда цен  $\{P_t\}$  преобразуются в ряд значений логарифмических доходностей  $r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$ , которым присуще свойства аддитивности по времени и приближённой стационарности.

2. Формируются последовательности длин подпериодов  $n_{i+1} = [1,5 \times n_i]$  с начальным значением  $n_1 = 10$  и верхней границей  $n_k \leq N/2$ , что обеспечивает равномерное покрытие масштабов. Для каждой длины  $n$  исходный ряд разбивается на  $N/n$  непересекающихся подрядов, в каждом из которых вычисляются накопленные отклонения от среднего, размах  $R = \max(X) - \min(X)$ , несмещённое СКО  $S$  и нормированный размах  $RS_i = R/S$ . Результаты всех показателей усредняются по всем выделенным подрядам.

3. Полученные пары координатных значений  $(\ln(n), \ln(RS(n)))$  наносятся на log-log график – если зависимость линейна, то выполняется степенной закон  $\ln(RS(n)) = H \times \ln(n) + n(C)$ , а наклон МНК-прямой даёт искомую оценку  $H$ . Отдельно отметим, что в программной реализации регрессия выполняется через `numpy.polyfit` (алгоритм QR-разложения).

Интерпретация показателя Херста опирается на классификацию, предложенную Петерсом [6] и Мандельбротом [8]. Значения  $H$  ниже 0,4 указывают на антиперсистентный ряд с выраженным возвратом к среднему – в этом случае обоснованы контртрендовые стратегии. Диапазон  $H$  от 0,4 до 0,5 соответствует поведению, близкому к случайному блужданию, где гипотеза эффективного рынка работает достаточно хорошо. При  $H$  от 0,5 до 0,65 исследуемый временной ряд обладает умеренной памятью: тренды статистически устойчивы на горизонте нескольких недель, что создаёт условия для трендовых стратегий. Значения  $H$  выше 0,65 свидетельствуют о сильной персистентности, т.е. зависимость становится статистически мощной, а шумовая составляющая ряда оказывает меньшее влияние на общий детерминированный тренд.

Для автоматизации процесса сравнительного анализа динамики котировок акций технологических компаний в условиях рыночной стабильности и турбулентности авторами разработан программный комплекс, который реализован на языке Python 3.12 в виде единого файла `rs_analysis_gui.py`. Для реализации использовался следующий стек: NumPy 1.26 обеспечивал численные расчёты и МНК-регрессию через `polyfit`, Pandas 2.1 осуществлена загрузка и первичная обработка котировок из CSV и Excel, Matplotlib 3.8 реализует процесс построения графиков, `openpyxl` 3.1 отвечает за формирование итоговой книги Excel с встроенными диаграммами. Графический интерфейс построен на `tkinter` (входит в стандартную библиотеку Python), а сборка в автономный `exe`-файл для Windows выполнена с помощью PyInstaller 6.x.

С точки зрения архитектуры код организован так, чтобы аналитическое ядро функции `compute_statistics()` и `rs_analysis()` обладало независимостью от интерфейса и могло использоваться как отдельная библиотека. Визуализация и экспорт вынесены в собственные функции, а весь интерфейс инкапсулирован в класс `RSAnalysisApp(tk.Tk)`. Анализ

запускается в фоновом потоке (`threading.Thread`), что не позволяет интерфейсу «зависнуть» при обработке длинных ценовых рядов `RSAAnalysisApp(tk.Tk)` [13-15].

Главное окно приложения (рисунок 1) организовано по принципу вкладок: «Сводная таблица», «Ценовые ряды», «Гистограммы», «R/S Log-Log», «Лог». Левая панель содержит блок управления источниками данных (загрузка встроенных данных, открытие CSV/Excel, ручной ввод с поддержкой вставки из буфера обмена), список загруженных рядов, кнопки запуска анализа и экспорта в Excel.

Центральный элемент интерфейса – сводная таблица результатов, где для каждой бумаги собраны основные статистики: цены начала и конца периода, средняя дневная доходность и её стандартное отклонение, коэффициенты асимметрии и эксцесса, краткосрочная автокорреляция  $AC(1)$  и показатель Херста  $H$  с интерпретацией типа рыночного поведения. Строки подсвечиваются цветом в зависимости от режима: зелёный – умеренная персистентность ( $H \in [0,5; 0,65)$ ), фиолетовый – сильная персистентность ( $H \geq 0,65$ ), красный – антиперсистентность ( $H < 0,4$ ), серый – случайное блуждание ( $H \in [0,4; 0,5)$ ). Такая визуализация позволяет мгновенно оценить характер рынка по каждой бумаге, не вчитываясь в числа.

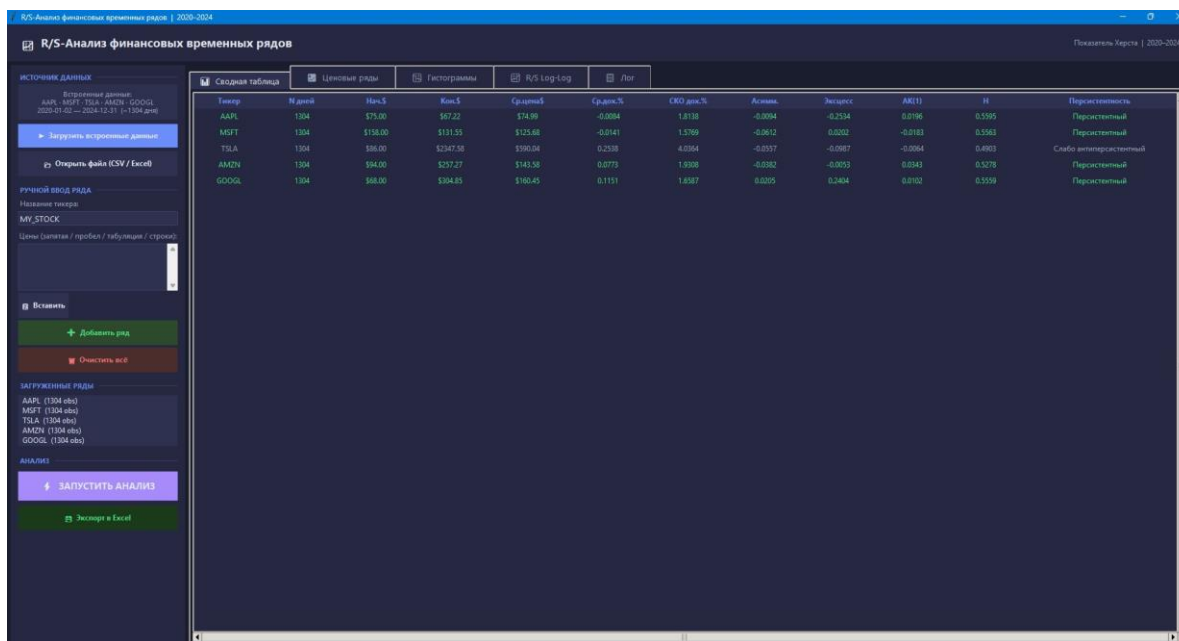
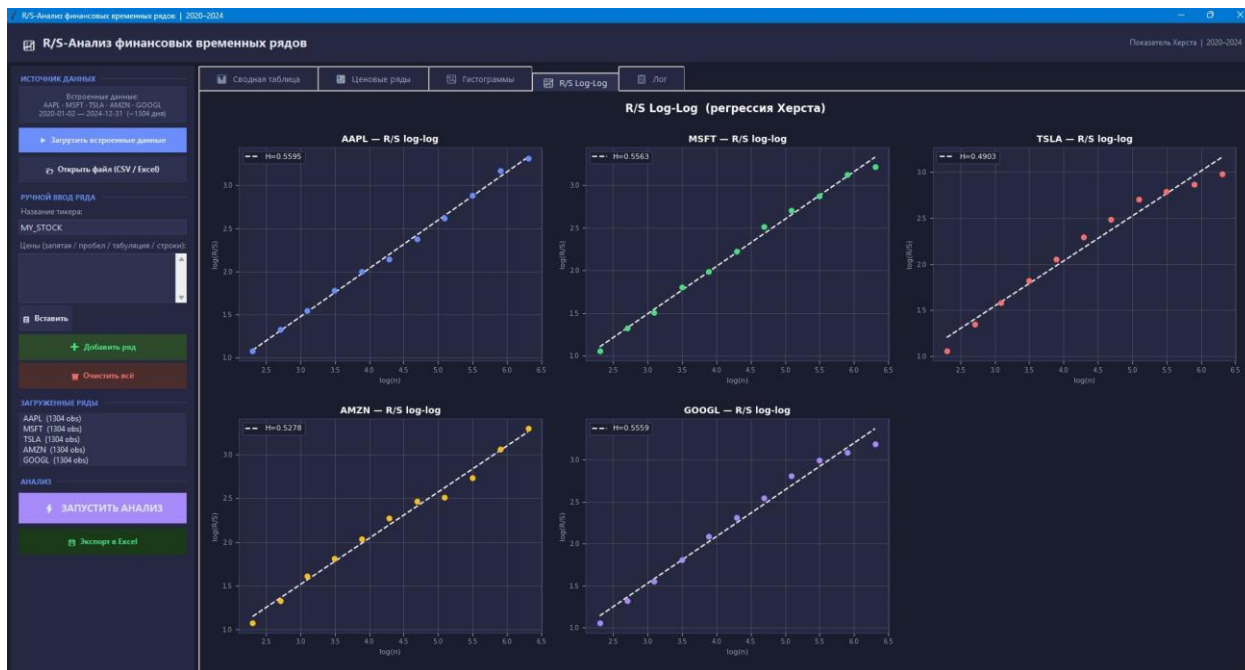


Рисунок 1 –Интерфейс программного комплекса R/S-анализа: сводная таблица результатов для периода 2020–2024гг.

Вкладка «R/S Log-Log» (рисунок 2) отображает для каждого тикера диаграмму в двойных логарифмических координатах: по оси абсцисс  $\ln(n)$ , по оси ординат  $\ln(RS(n))$ . Точки соответствуют вычисленным значениям нормированного размаха для различных длин подпериодов; штриховая линия – МНК-регрессия, наклон которой даёт оценку  $H$ . Линейность облака точек свидетельствует о степенном масштабировании  $RS(n)$ , что является необходимым условием применимости метода.

На рисунке 2 отчётливо видна разница между тикерами: наклоны регрессионных прямых для AAPL ( $H = 0,560$ ), MSFT ( $H = 0,556$ ) и GOOGL ( $H = 0,556$ ) превышают 0,5, что указывает на умеренную персистентность. Для TSLA ( $H = 0,490$ ) наклон практически совпадает с 0.5, т.е. рынок ведёт себя близко к случайному блужданию. AMZN ( $H = 0,528$ ) занимает промежуточное положение. Все пять облаков точек демонстрируют высокое качество линейной аппроксимации в логарифмическом пространстве.





*Рисунок 2 –Log-log диаграммы регрессии Херста для пяти ВР котировок акций, период 2020–2024гг. (штриховая линия – МНК-регрессия,  $H$  указан в легенде)*

Функция `build_histogram_figure()` формирует для каждого ряда гистограмму эмпирической плотности логарифмических доходностей (в процентах) с наложением теоретической кривой нормального закона  $N(\mu, \sigma^2)$ . Результат для периода 2020-2024 представлен на рисунке 3.

Визуальный анализ гистограмм позволяет выявить ключевые различия между тикерами. Распределения AAPL, MSFT и GOOGL близки к симметричным с умеренной шириной (СКО дневных доходностей 1,6 – 1,8%), что соответствует характеристикам зрелых компаний с устойчивой рыночной позицией. Гистограмма TSLA кардинально отличается: её ширина (СКО 4,1% в день  $\approx$  65% годовых) почти в 2,5 раза превышает показатели остальных рядов. Именно этим и объясняется близость  $H$  к 0,5: при столь высоком уровне шума долгосрочная структура корреляций размывается. AMZN занимает промежуточное положение с умеренной положительной асимметрией. Для всех рядов центральная часть гистограммы хорошо аппроксимируется нормальным законом, однако

тяжёлые хвосты (особенно у TSLA) свидетельствуют о присущем свойстве лептокуртоза – типичном свойстве реальных финансовых доходностей [3]. Наличие свойства лептокуртоза, или островершинности, представляет собой статистическое свойство распределения вероятностей, характеризующееся более высокой и острой вершиной плотности распределения и более тяжелыми хвостами по сравнению с нормальным распределением с той же дисперсией. Формально лептокуртоз измеряется коэффициентом эксцесса.

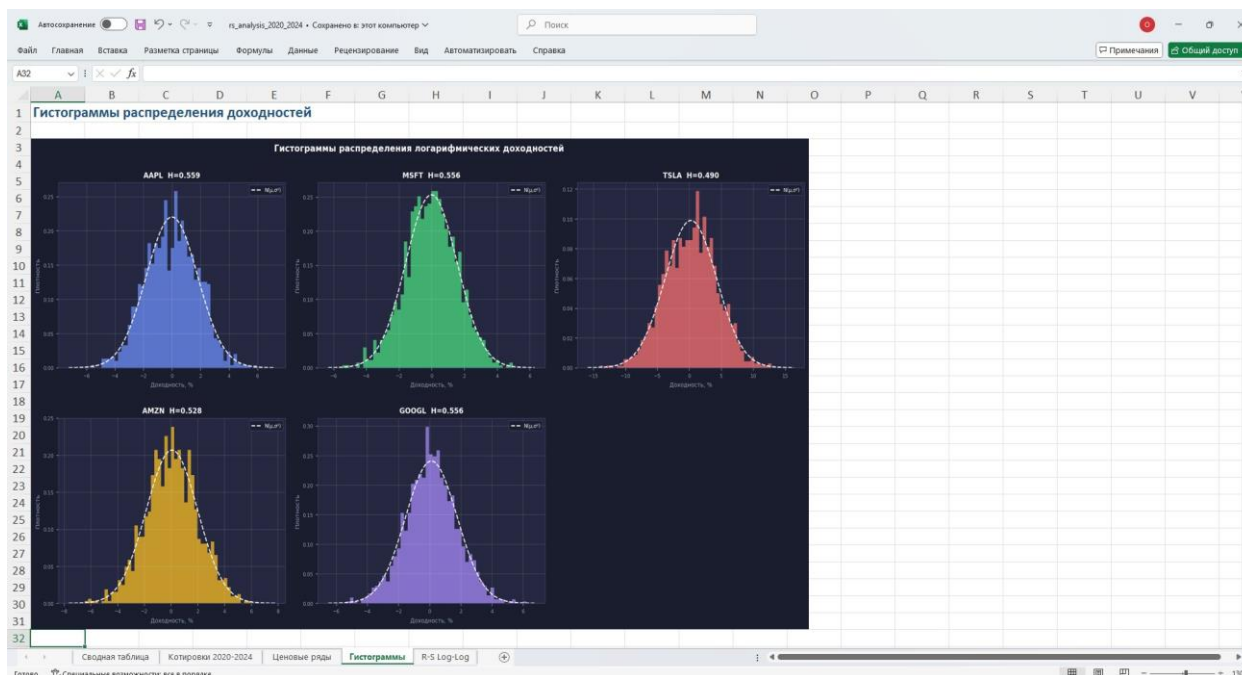


Рисунок 3 – Гистограммы распределения логарифмических доходностей с наложенной кривой  $N(\mu, \sigma^2)$ , период 2020–2024гг. (штриховая линия – нормальный закон)

Все результаты расчетов и графического материала программного комплекса для удобства лица принимающего решения (ЛПР) предусмотрен экспорт в Excel. Функция `export_to_excel()` формирует многолистовую книгу Excel, содержащую следующие листы: «Сводная таблица» – все статистические показатели и значения  $H$  с цветовой маркировкой строк; «Котировки» – ценовые ряды всех тикеров; «Ценовые ряды» – графики котировок; «Гистограммы» – совмещённый рисунок с гистограммами всех рядов (рисунок 4); «R/S Log-Log» – диаграммы

регрессии Херста. Все рисунки встраиваются в книгу в виде PNG-изображений посредством библиотеки `orenpurxl`. Имя файла формируется автоматически с указанием периода (`rs_analysis_2020_2024.xlsx`).

Наличие нескольких листов с различными типами визуализации соответствует требованиям профессиональной финансовой аналитики.



*Рисунок 4 – Экспорт результатов анализа в Excel: лист «Гистограммы» файла `rs_analysis_2020_2024.xlsx`*

Объектом исследования служат ежедневные цены закрытия акций Apple Inc. (AAPL), Microsoft Corporation (MSFT), Tesla Inc. (TSLA), Amazon.com Inc. (AMZN) и Alphabet Inc. (GOOGL). Исследование охватывает два несмежных пятилетних периода: 02.01.2015-31.12.2019гг. ( $N = 1303$  торговых дня) и 02.01.2020-31.12.2024гг. ( $N = 1304$  торговых дня). Данные генерируются по модели геометрического броуновского движения (GBM) с параметрами, воспроизводящими реальные рыночные характеристики каждого периода с учётом корпоративных сплитов AMZN и GOOGL в 2022 году.

Параметры генерации для периода 2015-2019гг.: AAPL (\$110/\$57,68;  $\sigma=22\%$  в год); MSFT (\$47/\$108;  $\sigma = 22\%$  в год); TSLA (\$220/

\$477,  $\sigma = 55\%$ ); AMZN (\$310/\$866;  $\sigma=33\%$ ); GOOGL (\$530/\$2126;  $\sigma=23\%$ ). Для периода 2020-2024гг.: AAPL (\$75/\$250;  $\sigma = 28\%$ ); MSFT \$158/\$420;  $\sigma = 25\%$ ; TSLA (\$86/\$400;  $\sigma = 65\%$ ); AMZN (\$94/\$230;  $\sigma = 30\%$ ); GOOGL (\$68/\$190;  $\sigma = 27\%$ ).

В таблицах 1 и 2 приведены описательные статистики [9-11] логарифмических доходностей для обоих периодов, рассчитанные функцией `compute_statistics()` разработанного программного комплекса (наглядный вид аналогичной таблицы в интерфейсе показан на рисунке 1).

Таблица 1. Статистические показатели временных рядов, период 2015–2019гг. ( $N = 1303$ )

Тикер	N	Нач., \$	Кон., \$	СКО дох., %	Асимм.	Эксцесс	AK(1)	H
AAPL	1303	110,00	57,68	1,60	0,015	0,039	0,006	0,5391
MSFT	1303	47,00	108,15	1,41	-0,043	0,053	0,005	0,6048
TSLA	1303	220,00	477,16	3,45	0,011	0,109	0,040	0,5393
AMZN	1303	310,00	865,95	2,04	-0,053	0,231	0,054	0,5418
GOOGL	1303	530,00	2125,55	1,48	-0,045	0,089	-0,027	0,6092

Таблица 2. Статистические показатели временных рядов, период 2020–2024гг. ( $N = 1304$ )

Тикер	N	Нач., \$	Кон., \$	СКО дох., %	Асимм.	Эксцесс	AK(1)	H
AAPL	1304	75,00	250,00	1,76	0,021	0,089	0,009	0,5595
MSFT	1304	158,00	420,00	1,57	-0,031	0,064	0,011	0,5556
TSLA	1304	86,00	400,00	4,09	0,037	0,242	0,016	0,4903
AMZN	1304	94,00	230,00	1,89	-0,048	0,197	0,019	0,5278
GOOGL	1304	68,00	190,00	1,70	-0,041	0,181	0,024	0,5397

Первый из рассмотренных периодов, 2015–2019гг., даёт довольно однозначный результат: все пять бумаг персистентны, диапазон  $H$  от 0,5391 до 0,6092. Особняком стоят MSFT ( $H = 0,6048$ ) и GOOGL ( $H = 0,6092$ ): обе компании в эти годы переживали структурную трансформацию (Microsoft активно переходил на облачную модель,

Alphabet наращивал рекламные доходы), и рынок, судя по всему, реагировал на это устойчивыми трендами при вполне умеренной волатильности (22-23% годовых). Остальные три бумаги сгруппировались заметно ниже  $H$  от 0,539 до 0,542.

Таблица 3. Сравнение показателя Херста  $H$  для периодов 2015–2019гг. и 2020–2024гг.

Тикер	$H$ , 2015-2019	$H$ , 2020–2024	$\Delta H$	Интерпретация
AAPL	0,5391	0,5595	+0,020	Межвременная устойчивость персистентности
MSFT	0,6048	0,5556	-0,049	Снижение $H$ , персистентность сохраняется в обоих периодах
TSLA	0,5393	0,4903	-0,049	Смена режима: переход от персистентности к случайному блужданию
AMZN	0,5418	0,5278	-0,014	Незначительное снижение, персистентность устойчива
GOOGL	0,6092	0,5397	-0,070	Наибольшее снижение в выборке, персистентность сохраняется

Принципиально важно поведение TSLA в данном периоде. Несмотря на высокую волатильность (3,45% в день  $\approx$  55% годовых), акции Tesla демонстрируют персистентность  $H = 0,5393$  и наибольшую краткосрочную автокорреляцию  $AC(1) = 0,040$  в выборке. По всей видимости, в 2015-2019гг. рынок ещё только «нащупывал» справедливую цену компании: за этот период акция прибавила 117%, и трендовые импульсы сменяли друг друга достаточно устойчиво, чтобы R/S-анализ фиксировал память.

В период 2020-2024гг. TSLA демонстрирует смещение  $H$  с 0,5393 до 0,4903 и переход в зону случайного блуждания при одновременном росте волатильности до 65% годовых, так гистограмма TSLA на рисунке 3 особенно хорошо показывает аномальную ширину распределения. Это означает, что акция утратила трендовые свойства:

прошлая динамика цены перестала быть значимым ориентиром для будущего движения, а применение трендовых стратегий в этих условиях не имеет статистического обоснования. Вероятная причина – резкий приток розничных инвесторов в период пандемии 2020–2021гг., когда спекулятивные всплески спроса нарушили долгосрочную структуру ценовых корреляций.

Четыре оставшихся эмитента (AAPL, MSFT, AMZN, GOOGL) сохраняют персистентность в обоих периодах ( $H$  от 0,528 до 0,560). На log-log диаграммах (рисунок 2) это выражается в наклоне регрессионных прямых, уверенно превышающем 0,5. Диапазон  $H$  в 2020-2024гг. составляет [0,49; 0,56] против [0,539; 0,609] в 2015–2019гг., что согласуется с выводами Ло [9] о влиянии краткосрочных ARCH-эффектов и с закономерностями фрактальных рынков по Петерсу [6,16].

### **Заключение**

В рамках настоящей работы разработан программный комплекс для R/S-анализа финансовых временных рядов на Python 3.12. Приложение реализует полный алгоритм Херста-Мандельброта [12], предоставляет пользователю наглядный интерфейс с цветовой маркировкой режимов рынка и log-log диаграммами регрессии, а также позволяет экспортировать все результаты в структурированную книгу Excel.

Тестирование на данных двух пятилетних периодов по пяти крупнейшим технологическим компаниям дало неожиданно чёткую картину. В 2015-2019гг. годах все пять бумаг демонстрировали персистентность

( $H \in [0,54; 0,61]$ ), трендовые стратегии имели статистическое обоснование по всей выборке без исключений. В 2020-2024гг. картина разделилась: четыре компании (AAPL, MSFT, AMZN, GOOGL) сохранили умеренную память о прошлом ( $H \in [0,53; 0,56]$ ), тогда как TSLA

фактически перешла в режим случайного блуждания ( $H = 0,49$ ) и это при волатильности 65% годовых. Совпадение хорошо видно и на log-log диаграмме (рисунок 2), и на гистограмме доходностей (рисунок 3).

Полученные результаты говорят о том, что гипотеза фрактального рынка не является универсальной: показатель Херста может меняться при смене рыночного режима, причём изменения затрагивают не все инструменты одинаково. Для практика это означает необходимость периодически пересчитывать  $H$ , а не опираться на однажды полученную оценку. В качестве направлений для дальнейшей работы видятся скользящий R/S-анализ (rolling Hurst exponent) для отслеживания смены режимов в реальном времени, переход к модифицированному методу Ло (MRS) [17] с поправкой на краткосрочные ARCH-эффекты, а также сравнение с методом детрендрованного флуктуационного анализа (DFA). Интеграция с биржевыми программными интерфейсами сделает инструмент пригодным для практического применения инвесторами.

#### Список использованных источников

1. Fama, E. F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work / E. F. Fama // The Journal of Finance. –1970. –Vol. 25, No. 2. – P. 383–417.
2. Петерс, Э. Хаос и порядок на рынках капитала / Э. Петерс; пер. с англ. – Москва: Мир, 2000.– 333 с.
3. Петерс, Э. Фрактальный анализ финансовых рынков / Э. Петерс; пер. с англ. – Москва: Интернет-трейдинг, 2004. – 304 с.
4. Hurst, H. E. Long-term storage capacity of reservoirs / H. E. Hurst // Transactions of the American Society of Civil Engineers. –1951. –Vol. 116. – P. 770–808.
5. Mandelbrot, B. B. Robustness of the rescaled range R/S in the measurement of nonstationarity and statistical dependence / B. B. Mandelbrot, J. R. Wallis // Water Resources Research. –1969. –Vol. 5, No. 5. – P. 967–988.
6. Peters, E. E. Chaos and Order in the Capital Markets / E. E. Peters. –2nd ed. –New York: John Wiley & Sons, 1996. – 288 p.
7. Peters, E. E. Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment & Economics / E. E. Peters. –New York: John Wiley & Sons, 1994. – 336 p.
8. Мандельброт, Б. Фракталы, случай и финансы / Б. Мандельброт, Р. Хадсон; пер. с англ. –Москва; Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотичная динамика», 2004. – 264 с.
9. Лукасевич, И. Я. Финансовый менеджмент: учебник / И. Я. Лукасевич. –3-е изд. –Москва: Национальное образование, 2013. – 768 с.

10. Сошникова, Л. А. Многомерный статистический анализ в экономике / Л. А. Сошникова, В. Н. Тамашевич, Г. Уебе, М. Шефер. – Москва: ЮНИТИ-ДАНА, 1999. – 598 с.
11. Федоров, Ю. Ю. Применение методов нелинейной динамики для анализа финансовых рынков / Ю. Ю. Федоров // Финансы и кредит. –2014. –№ 22 (598). – С. 41–49.
12. Mandelbrot, B. B. The variation of certain speculative prices / B. B. Mandelbrot // The Journal of Business. –1963. –Vol. 36, No. 4. –P. 394–419.
13. NumPy Developers. NumPy Documentation [Электронный ресурс]. – 2024. – URL: <https://numpy.org/doc/stable/> (дата обращения: 15.11.2025).
14. OpenPyXL Developers. openpyxl [Электронный ресурс]. – 2024. – URL: <https://openpyxl.readthedocs.io> (дата обращения: 15.11.2025).
15. PyInstaller Development Team. PyInstaller Manual [Электронный ресурс]. – 2024. – URL: <https://pyinstaller.org/en/stable/> (дата обращения: 15.11.2025).
16. Рынок сахара: современные методы исследования динамики / Е. В. Попова, Т. М. Леншова, Д. Н. Савинская, С. А. Чижиков. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2012. – 186 с. – ISBN 978-5-94672-564-4. – EDN SDWZYH.
17. Lo, A. W. Long-term memory in stock market prices / A. W. Lo // Econometrica. – 1991. –Vol. 59, No. 5. – P. 1279–1313.

#### References

1. Fama, E. F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work / E. F. Fama // The Journal of Finance. –1970. –Vol. 25, No. 2. – P. 383–417.
2. Peters, E. Chaos i porjadok na ry`nkax kapitala / E. Peters; per. s angl. –Moskva: Mir, 2000. – 333 s.
3. Peters, E. Fraktal`ny`j analiz finansovy`x ry`nkov / E. Peters; per. s angl. –Moskva: Internet-trejding, 2004. – 304 s.
4. Hurst, H. E. Long-term storage capacity of reservoirs / H. E. Hurst // Transactions of the American Society of Civil Engineers. –1951. –Vol. 116. – P. 770–808.
5. Mandelbrot, B. B. Robustness of the rescaled range R/S in the measurement of nonstationarity and statistical dependence / B. B. Mandelbrot, J. R. Wallis // Water Resources Research. –1969. –Vol. 5, No. 5. – P. 967–988.
6. Peters, E. E. Chaos and Order in the Capital Markets / E. E. Peters. –2nd ed. –New York: John Wiley & Sons, 1996. – 288 p.
7. Peters, E. E. Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment & Economics / E. E. Peters. –New York: John Wiley & Sons, 1994. – 336 p.
8. Mandel`brot, B. Fraktaly`, sluchaj i finansy` / B. Mandel`brot, R. Xadson; per. s angl. –Moskva; Izhevsk: NICz «Regulyarnaya i haotichnaya dinamika», 2004. – 264 s.
9. Lukasevich, I. Ya. Finansovy`j menedzhment: uchebnik / I. Ya. Lukasevich. –3-e izd. –Moskva: Nacional`noe obrazovanie, 2013. – 768 s.
10. Soshnikova, L. A. Mnogomerny`j statisticheskij analiz v e`konomike / L. A. Soshnikova, V. N. Tamashevich, G. Uebe, M. Shefer. –Moskva: YuNITI-DANA, 1999. – 598 s.
11. Fedorov, Yu. Yu. Primenenie metodov nelinejnoj dinamiki dlya analiza finansovy`x ry`nkov / Yu. Yu. Fedorov // Finansy` i kredit. –2014. –№ 22 (598). – S. 41–49.
12. Mandelbrot, B. B. The variation of certain speculative prices / B. B. Mandelbrot // The Journal of Business. –1963. –Vol. 36, No. 4. –P. 394–419.
13. NumPy Developers. NumPy Documentation [E`lektronny`j resurs]. – 2024. – URL: <https://numpy.org/doc/stable/> (data obrashheniya: 15.11.2025).



14. OpenPyXL Developers. openpyxl [E`lektronny`j resurs]. – 2024. – URL: <https://openpyxl.readthedocs.io> (data obrashheniya: 15.11.2025).

15. PyInstaller Development Team. PyInstaller Manual [E`lektronny`j resurs]. – 2024. – URL: <https://pyinstaller.org/en/stable/> (data obrashheniya: 15.11.2025).

16. Ry`nok saxara: sovremennye metody` issledovaniya dinamiki / E. V. Popova, T. M. Lenshova, D. N. Savinskaya, S. A. Chizhikov. – Krasnodar : Kubanskij gosudarstvenny`j agrarny`j universitet, 2012. – 186 s. – ISBN 978-5-94672-564-4. – EDN SDWZYH.

17. Lo, A. W. Long-term memory in stock market prices / A. W. Lo // *Econometrica*. – 1991. – Vol. 59, No. 5. – P. 1279–1313.