

Научная статья
УДК 336.76:519.2
DOI: 10.25683/VOLBI.2026.76.1735

Bogdan Gennadievich Andrianov
Master's student of the School of Economics and Management,
specialty 38.04.01 — Economics,
Far Eastern Federal University
Vladivostok, Russian Federation
andrianov.bg@dvfu.ru

Lyudmila Konstantinovna Vasyukova
Candidate of Economics,
Associate Professor of the School of Economics and Management,
Far Eastern Federal University
Vladivostok, Russian Federation
vasyukova_ludmila@mail.ru

Богдан Геннадьевич Андрианов
магистрант Школы экономики и менеджмента,
специальность 38.04.01 — Экономика,
Дальневосточный федеральный университет
Владивосток, Российская Федерация
andrianov.bg@dvfu.ru

Людмила Константиновна Васюкова
канд. экон. наук,
доцент Школы экономики и менеджмента,
Дальневосточный федеральный университет
Владивосток, Российская Федерация
vasyukova_ludmila@mail.ru

ДИСКРЕТНО-ВОЛНОВАЯ ГИПОТЕЗА ЦЕНООБРАЗОВАНИЯ АКТИВОВ: ЭМПИРИЧЕСКАЯ ПРОВЕРКА НА РОССИЙСКОМ РЫНКЕ АКЦИЙ

5.2.4 — Финансы

Аннотация. В статье эмпирически проверяется дискретно-волновая гипотеза ценообразования активов, постулирующая, что цена финансового инструмента эволюционирует как последовательность устойчивых равновесных состояний, разделенных скачкообразными переходами.

На данных для 74 российских акций за период с 2013 по 2025 г. с использованием методов идентификации скачков, тестов Харке—Бера и Льюнга—Бокса, а также модели Марковского переключения получены эмпирические свидетельства, противоречащие простой модели непрерывного случайного блуждания и согласующиеся с режимно-дискретной интерпретацией ценовой динамики. Событийный анализ 20 новостных шоков выявил накопление аномальной доходности до объявления событий в 11 случаях, что свидетельствует о постепенных межрежимных переходах. Вместе с тем вневыборочная проверка рефлексивного уравнения и построенной на его основе стратегии динамического сокращения позиции не дала статистически значимого улучшения коэффициента Шарпа, волатильности или максимальной просадки по сравнению с пассивным удержанием портфеля. При агрегации до недельных

и месячных данных метод наследования дневных скачков не позволяет отвергнуть гипотезу о независимости внутри периодов, тогда как робастный детектор фиксирует сохранение тяжелых хвостов и асимметрии на старших таймфреймах.

Совокупность результатов согласуется с дискретно-волновой природой цены как структурного свойства рынка, но не обнаруживает ее прогностической ценности для тактического управления портфелем на исследованном горизонте, что обосновывает концептуальное разделение трейдинга как работы на дискретных движениях цены и инвестирования как использования сглаженной динамики на больших интервалах с элементами спекуляции внутри позиции или без таковой в зависимости от склонности к риску.

Ключевые слова: дискретно-волновая теория ценообразования, ценообразование активов, российский рынок акций, скачки цен, кластеризация волатильности, модель Марковского переключения, гипотеза эффективного рынка, событийный анализ, аномальная доходность, тест Харке—Бера, временные ряды, режимы волатильности

Для цитирования: Андрианов Б. Г., Васюкова Л. К. Дискретно-волновая гипотеза ценообразования активов: эмпирическая проверка на российском рынке акций // Бизнес. Образование. Право. 2026. № 3(76). С. 46—60. DOI: 10.25683/VOLBI.2026.76.1735.

Original article

DISCRETE-WAVE ASSET PRICING HYPOTHESIS: EMPIRICAL TEST ON THE RUSSIAN STOCK MARKET

5.2.4 — Finance

Abstract. This paper empirically evaluates the discrete-wave asset pricing hypothesis, which posits that financial asset prices evolve through a sequence of stable equilibrium states separated by discrete regime shifts rather than as a continuous stochastic process.

Using data for 74 Russian stocks over the period from 2013 to 2025, and applying methods for identifying jumps, the Jarque-Bera and Ljung-Box tests, as well as a Markov switching model, empirical evidence was obtained that contradicts the simple continuous random walk model

and is consistent with a regime-discrete interpretation of price dynamics. An event study of 20 major news shocks further reveals abnormal return accumulation before public announcements in 11 cases, indicating that transitions between equilibrium regimes are often gradual. We then evaluate the economic implications of the hypothesis through an out-of-sample test of a reflexive equation and a dynamic position-reduction strategy derived from it. Neither approach produces statistically significant improvements in the Sharpe ratio, return volatility, or maximum drawdown relative to a passive buy-and-hold benchmark. When aggregating data to weekly and monthly levels, the method of inheriting daily jumps does not allow us

to reject the hypothesis of independence within periods, while a robust jump detector continues to identify heavy tails and distributional asymmetry on higher timeframes.

The combined results are consistent with the discrete-wave nature of price as a structural property of the market, but they do not reveal its predictive value for tactical portfolio management over the examined horizon, which justifies the conceptual distinction between trading – working with discrete price movements – and investing – using smoothed dynamics over longer intervals with elements.

Keywords: discrete-wave pricing theory, asset pricing, Russian stock market, price jumps, volatility clustering, Markov switching model, efficient market hypothesis, event study, abnormal return, Jarque-Bera test, time series, volatility regimes

For citation: Andrianov B. G., Vasyukova L. K. Discrete-wave asset pricing hypothesis: empirical test on the Russian stock market. *Biznes. Obrazovanie. Pravo = Business. Education. Law*. 2026;3(76):46–60. DOI: 10.25683/VOLBI.2026.76.1735.

Введение

Изученность проблемы. Инвестиционная деятельность относится к наиболее исследованным разделам финансовой науки, однако вопрос прогнозирования динамики цен активов остается дискуссионным. Классические подходы вроде *САРМ*, арбитражной теории, гипотезы эффективного рынка, поведенческих финансов исходят из концепции непрерывного и плавного отражения информации в ценах. Так, в работах П. Брусова, Т. Филатовой, В. Кулика [1] и А. Абрамова, М. Черновой, Т. Ахметянова [2] развиваются модели оценки активов на основе модели *САРМ* и факторного инвестирования; в обзоре О. Паседы с соавторами [3] показано, что многофакторные модели Фамы—Френча и Кархарта превосходят *САРМ* на развивающихся рынках, однако методы машинного обучения, обеспечивая наивысшую точность, порождают проблему интерпретируемости. Эти результаты фиксируют границы применимости для классических непрерывных моделей.

Вместе с тем современные исследования учитывают режимную динамику и скачкообразность цен. В работе А. Борисова [4] исследуется переключение рыночных режимов и скрытая марковская динамика, однако в данном подходе дискретным является лишь время наблюдений, а цена остается непрерывной. Аналогично и в исследовании примере Дж. Кохрейна [5] дискретность времени рассматривается как метод постановки задачи, а не свойство самой ценовой динамики. Идеи рефлексивности рынка Дж. Сороса [6] не получили строгой математической формализации.

Ряд работ также выявляет ограничения для непрерывных моделей ценообразования на эмпирических данных. Методы дифференциальной энтропии в работе Р. Мацусита с соавторами [7] обнаруживают структурные изменения в распределении доходностей, недоступные традиционным мерам волатильности. Исследования Х. Муштাকা с соавторами [8], Ю. Сонг, Дж. Хуан, К. Чжан и Ю. Сюй [9] показывают, что устойчивость рыночных режимов и асимметрия влияния отрицательных скачков существенно различаются на развитых и развивающихся рынках. В статье И.-И. Маринеску с соавторами [10] метод *Bai—Perron* применяется для разделения индекса неопределенности, но не для анализа доходностей акций.

Событийный анализ С. С. Ястребовой [11] демонстрирует, что российский рынок накапливает аномальную доходность до официального наступления событий, а это, в свою очередь, противоречит мгновенному отражению

информации. Работы А. Проскурякова [12] и М. Дж. Ридера [13] фиксируют цикличность и волновые структуры в ценах криптоактивов и показывают, что гетерогенность информации является источником рыночных неэффективностей. Наконец, идеи о нелинейной и иерархической природе цены, высказанные еще Дж. Ливермором [14], и парадокс Гроссмана—Стиглица [15] указывают на то, что полная информационная эффективность невозможна при наличии информационных издержек.

Таким образом, существующие подходы, несмотря на прогресс в разработке многофакторных, режимных, энтропийных и рефлексивных моделей, сохраняют разрыв между теоретическим предположением о непрерывности цен и реальной практикой, демонстрирующей скачкообразное движение, устойчивые уровни и кластеризацию волатильности. Для устранения этого разрыва в настоящем исследовании предлагается дискретно-волновая гипотеза ценообразования активов.

Актуальность и целесообразность разработки темы. Исходя из того, что обозначено в рамках изученности проблемы, можно выделить стейкхолдеров, кому будет полезно данное исследование:

- инвестиционным менеджерам, управляющим портфелями, а также институциональным инвесторам, ориентированным на долгосрочный рост, т. к. для них будет весьма полезным понимание различий в поведении цены на разных временных уровнях;
- трейдерам, работающим на внутрисдневных и дневных тайм-фреймах, т. к. доказательства кластеризации, смены режимов волатильности и наличия предсобытийных накоплений аномальной доходности, дает им больше понимания, где и как ставить точки входа и выхода, от чего страховаться и как более точно управлять позицией;
- риск-менеджерам и количественным аналитикам, которые сосредоточены на системах управления рисками и стресс тестированиях;
- регуляторам и организаторам торгов, для которых понимание природы скачков и их кластеризации, а также связи с новостными шоками или внутренними причинами может способствовать более точной оценке системных рисков;
- академическому сообществу и всем, кто занимается финансовыми исследованиями, поскольку для них предложенная дискретно-волновая гипотеза предлагает концептуальное переосмысление старых теорий, вроде гипотезы эффективного рынка и поведенческих финансов, в пользу

гипотезы, основанной на самой природе цены и объясняющей пределы работы основных элементов старых подходов, а также снижает некоторую напряженность вокруг самой финансовой науки в области биржевой торговли, которую часто пытаются выдать за некий аналог «алхимии», ввиду ее вероятностной природы и провалов предыдущих теорий, игнорируя вероятностную природу нашего мира в целом, начиная от уровня Планка и ниже.

В рамках настоящего исследования, предлагается дискретно-волновая гипотеза ценообразования активов, которая исходит из внутренней природы цены как последовательности устойчивых состояний, разделенных скачками, и тем самым позволяет предсказывать временные горизонты применимости отдельных подходов.

Научная новизна исследования заключается в авторской системе последовательной интеграции существующих и широко известных моделей в единую пятиуровневую архитектуру для проверки дискретно-волновой гипотезы. Необходимость детального описания методов исследования поведения цены вытекает из разрыва, возникающего из наличия различных подходов к управлению капиталом в зависимости от временного уровня, а также взглядов на само ценообразование. Эти взгляды объединяются в соответствующие теории. Однако между многими из этих теорий и взглядов нет согласованности, а также отсутствует комплексная оценка поведения рынка в целом на разных уровнях в связи с вышеописанным. Небольшим шагом в данном направлении является настоящая статья.

Целью исследования выступает эмпирическая проверка дискретно-волновой гипотезы ценообразования активов на данных российского рынка акций с использованием статистически и методологически обоснованного инструментария.

Задачи исследования:

- охарактеризовать распределение дневных доходностей, а также проверить устойчивость детектирования скачков при применении различных методов, описанных в разделе с математическим аппаратом исследования, а также доступных при изучении кода исследования;
- дать формальное определение дискретного уровня равновесия, построить детерминированный детектор режимов на основе гистерезиса и сделать попытку выведения двухрежимного уравнения ценообразования с коэффициентом рефлексивности;
- оценить двухрежимную модель Марковского переключения для широкой выборки акций, проверить устойчивость ее параметров на скользящих подвыборках и сопоставить с моделями условной волатильности *GARCH* и *EGARCH*;
- провести событийный анализ реакции рынка на значимые новостные шоки, используя устойчивый к автокорреляции тест накопленной аномальной доходности до момента наступления события;
- осуществить вневыборочную валидацию прогностической ценности рефлексивного уравнения и построенной на его основе стратегии управления риском с динамическим сокращением позиции;
- проверить, сохраняется ли дискретная структура при агрегации данных до недельного и месячного горизонтов, а также оценить, насколько экстремальные движения на старших таймфреймах объясняются наследованием дневных скачков.

Теоретическая значимость работы состоит в том, что дискретно-волновая гипотеза, в отличие от классических теорий, не имеет целью описать исключительно воздействие внешних импульсов на цену, а исходит из внутренней природы цены актива, как самобытного явления, расширяя при этом границы познания влияния внешних факторов на различных участках ценового потока. Что, в свою очередь, позволяет снять фундаментальные противоречия гипотезы эффективного рынка и поведенческих финансов, показывая, где и когда цена мгновенно отражает внешние факторы, что является областью эффективности, а где вступают в силу рефлексивные ожидания участников рынка, формирующие устойчивые дискретные состояния. Поведенческие финансы несут в себе опасность утвердиться в заблуждении, что ввиду неких когнитивных искажений цена может подолгу отклоняться от справедливой стоимости или обязательно к ней возвращаться, от чего, собственно, и страшает дискретно-волновая гипотеза.

Практическая значимость исследования подтверждается тем, что даже в классических трудах признается ограниченность традиционных моделей. Так, Уильям Ф. Шарп, Гордон Дж. Александер и Джеффри В. Бейли отмечают, что измерители управления эффективностью портфеля, такие как «бета», апостериорная «альфа» и коэффициент «доходность — изменчивость», основаны на модели, которая может и не быть корректной. Таким образом, гипотеза в ее нынешнем виде позволяет содержательно диагностировать рыночные режимы и структурные состояния цены, однако, как показывают результаты вневыборочной проверки в настоящем исследовании, сами результаты не обеспечивают доказанного прогностического преимущества для построения торговых стратегий на исследованном горизонте. Практическая ценность, в связи с этим, заключается преимущественно в аналитической диагностике режимов волатильности, а не в готовой к применению торговой методологии.

Основная часть

Методология исследования

Данные и формирование выборки. Данные для исследования собирались при помощи запросов по *API* по подписке за 6 200 руб., дающей доступ к ходу торгов по тарифу «акции». Были выгружены дневные итоги торгов за период с 5 января 2000 г. по 30 декабря 2025 г. и объединены в исходный файл, содержащий 652 100 записей и 52 колонки, описывающей каждую сделку или итоги торгового дня по инструменту.

Ключевые поля содержали:

- дату торгов (trade date);
- тикер (secid);
- режим торгов (boardid);
- цены открытия, максимума, минимума и закрытия торгов (open, high, low, close);
- объем торгов в штуках (volume);
- объем торгов в денежном выражении (value);
- количество сделок (numtrades).

Остальные поля содержат служебную информацию, расчетные показатели или имеют высокий процент пропусков, а потому не имели ценности в рамках данного исследования.

Всего имеется 23 основных режима торгов. Для анализа был выбран основной режим торгов, имеющий boardid — *TQBR*, на котором торгуются наиболее ликвидные

российские акции российских эмитентов в ходе основной торговой сессии с 10:00 до 18:40 по московскому времени. Включение остальных режимов приведет к неоднородности выборки ввиду устаревших данных, торгов паями, специальных режимов и т. д.

Данный торговый режим насчитывает 164 123 записи и включает 130 уникальных инструмента.

Для обеспечения статистической значимости и сопоставимости результатов данные были отфильтрованы. Были удалены дубликаты, а в анализ включены только те акции, которые имеют не менее 500 торговых дней. Также были исключены привилегированные акции, паи, ETF и прочие упомянутые выше инструменты, для обеспечения однородности выборки.

Итоговая выборка содержит 74 акции, насчитывает 130 692 наблюдения за период с 2013 по 2025 г. Это обеспечивает репрезентативность, статистическую значимость и позволяет корректно протестировать гипотезу, без искажений, связанных с низкой ликвидностью или нестандартными режимами торгов.

Стоит также заметить, что в исследовании присутствуют также делистинговые бумаги в количестве 32 из 74 акций выборки, которые прекратили торговаться как минимум за 90 дней до конца периода, что снижает смещение выживаемости выборки. Коды исследования, при помощи которых был произведен сбор данных, а также код самого исследования размещены на платформе *GitHub*:

- MOEX-History-Daily-Downloader // *GitHub*. URL: <https://github.com/acauntbogdana/MOEX-History-Daily-Downloader> (дата обращения: 31.07.2026).

- DISCRETE-WAVE-HYPOTHESIS-OF-ASSET-PRICING-EMPIRICAL-TEST-ON-THE-RUSSIAN-STOCK-MARKET // *GitHub*. URL: <https://github.com/acauntbogdana/DISCRETE-WAVE-HYPOTHESIS-OF-ASSET-PRICING-EMPIRICAL-TEST-ON-THE-RUSSIAN-STOCK-MARKET> (дата обращения: 15.07.2026).

Математический аппарат исследования. Логика применения математического аппарата несет под собой задачу установить, является ли дискретность, возникающая в связи с ценовым процессом на российском рынке акций, структурным свойством, порождаемым латентным механизмом смены режимов или же это артефакт метода измерения. Важно на терминологическом уровне разграничить четыре различных, хотя и связанных, понятия, используемых далее. Дискретность цены в данной статье выступает как гипотеза о том, что цена эволюционирует в качестве последовательности устойчивых состояний, разделенных скачками, в противовес непрерывному случайному блужданию. Скачки доходности — это операциональный статистический индикатор резкого отклонения доходности от локальной нормы, представленный в уровне II. Режимность волатильности — это кластеризация периодов повышенной и пониженной изменчивости, исследуемая в уровне III. И, наконец, дискретные равновесные состояния — это устойчивые уровни цены, к которым происходит возврат, что также отражено через уровень III. Настоящее исследование эмпирически проверяет второе и третье понятия как операциональные прокси первого, но не отождествляет их полностью. И поэтому проверка строится как последовательности из пяти уровней, каждый из которых снимает ограничение предыдущего.

На дескриптивном уровне I устанавливается, что распределение доходностей несовместимо с гауссовской моделью непрерывного случайного блуждания, что является необходимым, но не достаточным условием для выявления свойств дискретности.

Уровень II переводит содержательное понятие скачка в операциональный бинарный индикатор при помощи трех, независимых друг от друга методов. Также на этом уровне при помощи теста Льюнга—Бокса проверяется, распределены ли скачки во времени как независимый процесс или как процесс с памятью, что разграничивает пуассоновскую модель редких независимых событий от модели с кластеризацией.

На уровне III предлагается две взаимодополняющие, а не конкурирующие спецификации порождающего механизма, обнаруженного на уровне II. Это параметрическая вероятностная марковская модель переключения режимов и детерминированная пороговая модель с гистерезисом, формально эквивалентная релейному звену с гистерезисом из теории автоматического управления. Расхождение оценок турбулентной доли времени между двумя независимыми по конструкции методами интерпретируется в настоящем исследовании не как их взаимная валидация, а как свидетельство того, что каждый метод улавливает содержательно различный аспект в режимной динамике. Марковское переключение оценивает состояние отдельной бумаги по всей выборке апостериорно, тогда как гистерезис-детектор оценивает агрегированное по рынку состояние каузально, т. е. только по прошлой истории.

Уровень IV проверяет, коррелирует ли обнаруженная на уровне III структура с независимо датированными информационными шоками. Это единственный уровень, где используются данные, полностью экзогенные по отношению к самому ценовому ряду, а потому единственный способ отличить содержательный режим от переобучения на шум.

Уровень V проверяет, обладает ли обнаруженная структура прогностическим содержанием вне обучающей выборки, а также устойчива ли она к агрегации данных по времени.

Такая архитектура: следующая от статистического описания к структурной модели, от структурной модели к внешней валидации, от валидации к проверке экономической ценности вне выборки, — является стандартной последовательностью для эмпирической проверки гипотез о структурных изменениях в финансовых рядах. В качестве примера может выступить исследование З. Тань и Ю. Ву, где марковские, пороговые, *SETAR* спецификации, а также пороговые модели с лаговой переменной, в которых фактически реализуется эндогенное переключение, зависящее от предыдущих значений ряда, что близко к идее гистерезиса, как зависимости текущего состояния от прошлой траектории и наоборот, явно сопоставляются в качестве альтернативных операционализаций одного и того же латентного процесса [16].

Для кросс-валидации выводов о режимной структуре дополнительно применяются три альтернативные модели. Пороговая авторегрессия *SETAR*(1) [16], точечный процесс Хоукса [17, р. 160—162; 18; 19, р. 1592—1594] и скачкообразная диффузия Мертона [20]. Кроме того, используется тест структурных сдвигов *PELT*, реализованный в библиотеке *ruptures*, который, в отличие от марковской модели,

допускающей многократные обратимые переключения, идентифицирует единовременные необратимые точки разрыва в параметрах процесса. Результаты всех указанных подходов сопоставляются с марковской моделью и гистерезис-детектором, что позволяет проверить устойчивость интерпретации к выбору спецификации.

Уровень I. В начале исследуются характеристики распределения доходностей. Для каждой акции i в день t рассчитывается логарифмическая доходность по формуле:

$$r_{i,t} = \ln \left(\frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}} \right), \quad (1)$$

где $P_{i,t}$ — цена закрытия.

По кросс-секционно-объединенной выборке всех $r_{i,t}$ вычисляются выборочные моменты: среднее $\hat{\mu}$, стандартное отклонение $\hat{\sigma}$, коэффициент асимметрии $\hat{S}$, эксцесс с поправкой Фишера $\hat{K}$. Для проверки нормальности используется тест Харке—Бера:

$$JB = \frac{n}{6} \left(\hat{S}^2 + \frac{\hat{K}^2}{4} \right) \sim \chi^2(2). \quad (2)$$

Доля значимых результатов интерпретируется как свидетельство тяжелых хвостов.

Отклонение от нормальности само по себе не образует доказательства дискретно-волновой природы цены, поскольку тяжелые хвосты совместимы и с непрерывными процессами со стохастической волатильностью. Тесты Харке—Бера и Льюнга—Бокса на этом уровне устанавливают лишь необходимые предпосылки для перехода к содержательной проверке режимной структуры на уровне III, а не выступают самостоятельным доказательством дискретности как таковой.

Логарифмическая доходность (1) выбрана вместо простой доходности как аддитивная во времени и приближенно симметричная мера, стандартная для тестов нормальности и моделей стохастической волатильности. Ограничением для нее выступает то, что при экстремальных однодневных движениях логдоходность может искажать величину шока сильнее простой доходности, что частично снимается при помощи фильтров и учета делистинга. Тест Харке—Бера [21] (2) асимптотически состоятелен, но известен низкой мощностью на малых выборках, а также чувствительностью к отклонениям именно в форме тяжелых хвостов, а не бимодальности. При $n > 10^5$, как в настоящей выборке, эта проблема снимается, однако сама статистика JB не дает информации о природе самого отклонения, что мотивирует последующий переход к прямому детектированию скачков на уровне II.

Уровень II. Для детектирования скачков в настоящем исследовании применяется несколько методов.

Метод 1, или базовый метод. Для каждого $r_{i,t}$ на окне в $W = 20$ дней, с минимум 5 наблюдениями, вычисляются скользящее среднее $\mu_{i,t}$ и стандартное отклонение $\sigma_{i,t}$. Скачок фиксируется, если:

$$|r_{i,t} - \mu_{i,t}| > z \cdot \sigma_{i,t}, \quad z = 3,0. \quad (3)$$

Метод 2, или робастный метод. Вместо среднего используется медиана, а вместо σ — медианное абсолютное отклонение, умноженное на масштабный множитель $c = 1,4826$, что важно для состоятельной оценки σ в нормальной популяции:

$$MAD_{i,t} = \text{med}(|r_{i,t-k} - \text{med}(r_{i,t})|), \quad \tilde{\sigma}_{i,t} = c \cdot MAD_{i,t}, \quad (4)$$

где условие скачка оценивается следующим образом:

$$|r_{i,t} - \text{med}_{i,t}| > z \cdot \tilde{\sigma}_{i,t}, \quad \tilde{\sigma} > 0. \quad (5)$$

Метод 3, или HP-фильтр, представляет собой вспомогательную декомпозицию на тренд-цикл, где λ задается как в коде. Скачком считается наблюдение, где абсолютное значение циклической компоненты превышает нормальное распределение в $3\sigma_{\text{cycle}}$. Доля скачков p_{daily} определяется по бинарному индикатору $J_{i,t}$.

Использование трех независимых детекторов обусловлено тем, что классическая пуассоновская модель скачков Мертон (1976) предполагает независимые и редкие приращения, тогда как современные исследования высокочастотных данных показывают устойчивую кластеризацию скачков во времени, которую пороговый SD -метод систематически недооценивает из-за загрязнения самой оценки σ предшествующими скачками [17, р. 159—160, 162]. Это обуславливает переход к медиане и MAD , как стандартному робастному решению этой проблемы [18]. Кроме того, эмпирические работы демонстрируют, что кластеризация скачков часто приурочена к новостным событиям и может сохраняться на горизонте в несколько дней [19, р. 1595—1596, 1602—1603], а это требует дополнительного фильтра, способного выделять низкочастотную составляющую. Для выполнения данной задачи используется фильтр Ходрика—Прескотта. Ограничением выступает также то, что результат детектора зависит от выбора окна и порога, которые в данной работе фиксированы априори, без калибровки на полной выборке во избежание *data snooping*, что снижает риск подгонки, но не позволяет утверждать об оптимальности порога.

Для оценки того, насколько содержательные выводы зависят от этого априорного выбора, дополнительно был проведен анализ чувствительности по сетке параметров, где порог $z \in \{2,5; 3,0; 3,5\}$, окно $W \in \{10; 20; 30\}$ дней, пороги гистерезиса $(k_{\text{set}}, k_{\text{reset}}) \in \{(1,5; 1,0), (2,0; 1,0), (2,5; 1,5)\}$.

Нормированное число скачков в день t определяется как:

$$n_t = \frac{1}{A_t} \sum_i J_{i,t}, \quad (6)$$

где A_t — количество бумаг, торговавшееся в день t .

Для ряда n_t проверяется стационарность при помощи расширенного теста Дики—Фуллера с автоматическим выбором лага по AIC . Автокорреляционная структура исследуется тестом Льюнга—Бокса:

$$Q(m) = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \sim \chi^2(m), \quad (7)$$

где $\hat{\rho}_k$ — выборочная автокорреляция лага k .

Переход от бумаго-специфичного индикатора скачков к агрегированному ряду, есть ключевой методологический шаг, который формально связывает уровни II и III. Это исходит из того, что стационарность и автокоррелированность являются формальными критериями для отказа от гипотезы независимых пуассоновских скачков [17, р. 160—161] в пользу модели с латентным состоянием, что и мотивирует введение марковского переключения, а также порогового гистерезиса как двух взаимодополняющих,

но не тождественных операционализаций для обнаруженного здесь свойства кластеризации. Ниже показано, что бинарные классификации режима, порождаемые этими двумя методами, демонстрируют низкое взаимное согласие, что также отражает различие в их конструкции, а не противоречит самому факту наличия режимной структуры.

Уровень III (начало). В этом уровне рассчитываются лог-цена p_t от цены закрытия и равновесный уровень p^* , как скользящее среднее за 20 дней. Выбор 20-дневного окна является содержательным допущением в примерно один торговый месяц, а не эмпирически откалиброванной константой. Ниже приводится оценка чувствительности результата к ширине этого окна. Отклонение $d_t = p_t - p^*$ моделируется как $AR(1)$:

$$d_t = \alpha + \beta d_{t-1} + \varepsilon_t. \quad (8)$$

OLS -оценки $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$. При $0 < \hat{\beta} < 1$ время полураспада отклонения составляет $t_{1/2} = \ln(0,5)/\ln(\hat{\beta})$ дней. Применимость ограничена предположением о локальной стационарности равновесного уровня.

Уравнение (8) представляет собой дискретную авторегрессию первого порядка и по своей передаточной функции эквивалентно инерционному звену первого порядка в терминах теории автоматического управления в Z -области. Такое моделирование отклонения от равновесного уровня в виде $AR(1)$ с последующим расчетом периода полураспада является общепринятой практикой в литературе по статистическому арбитражу [20, р. 521—523].

Далее идет марковская модель переключения режимов, где $S_t \in \{0, 1\}$ — это скрытый режим с постоянными вероятностями перехода $p_{ij} = P(S_t = j | S_{t-1} = i)$. Наблюдаемая доходность тогда равна:

$$r_t = \mu_{S_t} + \sigma_{S_t} \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim i.i.d.N(0, 1). \quad (9)$$

Параметры $\mu_0, \mu_1, \sigma_0, \sigma_1, p_{00}, p_{11}$ оцениваются при помощи максимизации правдоподобия с мультистартом. Тест на наличие двух режимов:

$$LR = 2(\ln L_{switch} - \ln L_{linear}). \quad (10)$$

Из-за нестандартных условий применяется консервативная $\chi^2(4)$ -аппроксимация. Устойчивость параметров на подвыборках оценивается при помощи коэффициента вариации CV оценок в скользящих окнах, с окном 750 дней и шагом 250 дней. Если $CV > 1,5$, точечные оценки признаются ненадежными.

Модель (9) восходит к Гамильтону (1989) и остается стандартом идентификации скрытых состояний в финансовых рядах, однако ее MLE -оценка при `switching_variance=True` не гарантирует глобальный максимум и известна риском вырождения режима. Одно состояние стягивается к почти нулевой дисперсии на малой подвыборке наблюдений. Именно это объясняет наблюдаемые в данном исследовании сбои сходимости (*SVD did not converge*) у части бумаг [16; 22, р. 3902—3906]. LR -тест (10) в условиях смены режима нарушает регулярность условий Уилкса, поскольку параметры при H_0 лежат на границе параметрического пространства, и, поэтому применяется консервативная верхнеграницная $\chi^2(4)$ -аппроксимация, а не точное распределение Дэвиса. Это очень давняя проблема. Например, Чжунцзюнь Цюй

и Фань Чжо преодолевали проблемы того, что некоторые мешающие параметры не идентифицируются при нулевой гипотезе, нулевая гипотеза приводит к локальному оптимуму и то, что условные вероятности режима описываются рекурсивными стохастическими процессами [23].

Уровень IV. Событийный анализ выполняется следующим образом. В первую очередь производится тест Пуассона на число скачков, где ожидаемое число скачков в окне ± 5 торговых дней при отсутствии аномалий вычисляется, как:

$$E = (2 \cdot 5 + 1) \cdot N_{sec} \cdot p_{daily}. \quad (11)$$

Для наблюдаемого числа X_{obs} вычисляется правостороннее p -value:

$$p = P(\text{Poisson}(E) \geq X_{obs}) = 1 - F_{\text{Poisson}}(X_{obs} - 1; E). \quad (12)$$

Также необходима поправка Бонферрони, где уровень значимости $\alpha_B = 0,05/M$ и M — это число событий.

Пуассоновская модель ожидаемого числа скачков (11), (12) предполагает независимость и постоянную интенсивность событий внутри окна, т. е. ожидает предпосылку, которая уже была отвергнута на уровне II при помощи теста Льюнга—Бокса. Ее использование здесь оправдано иначе, чем в разделе о детектировании скачков, потому что тест Пуассона применяется здесь не как модель порождающего процесса, а как консервативный и заведомо занижающий значимость ориентир для проверки того, значимо ли отличается локальная интенсивность скачков от глобальной средней p_{daily} . В данном конкретном случае допущения о независимости работают против нулевой гипотезы, что усиливает, а не ослабляет интерпретацию значимых результатов.

Следом идет аномальная доходность $AR_{i,t} = r_{i,t} - \bar{r}_i$, где $\bar{r}_i$ — это средняя доходность бумаги i за весь период, а также кросс-секционное среднее $\bar{AR}_t = N_t^{-1} \sum_i AR_{i,t}$ и его стандартная ошибка $SE_t = s_t / \sqrt{N_t}$. Таким образом CAR на день t равна:

$$CAR(\tau) = \sum_{k=5}^{\tau} \bar{AR}_k, \quad SE_{CAR}(\tau) = \sqrt{\sum_{k=5}^{\tau} SE_k^2}. \quad (13)$$

Для избежания ложной точности из-за автокорреляции накопленного ряда тестируется только конечное значение предоконного дня $\tau = -1$:

$$z_{CAR} = \frac{CAR(-1)}{SE_{CAR}(-1)}, \quad p = 2(1 - \Phi(|z_{CAR}|)). \quad (14)$$

Тестирование только конечного значения $CAR(-1)$, а не всей траектории, — это поправка на то, что стандартные ошибки, накопленные суммированием по τ , недооценены при кросс-секционной и временной автокорреляции аномальных доходностей внутри окна события.

В качестве бенчмарков волатильности для отдельной бумаги оцениваются модели $GARCH(1,1)$ и $EGARCH(1,1,1)$ с распределением Стьюдента входящие в пакет `arch`. Сравнение с марковской моделью переключения проводится на уровне информационных критериев AIC и BIC . Вневыборочное качество прогноза волатильности $GARCH$ оценивается при помощи $RMSE$ относительно реализованной волатильности.

Прогноз $EGARCH$ строится методом симуляции 500 траекторий, что вносит небольшую вариацию точечной оценки $RMSE$ между запусками, составляющий порядка $\pm 0,02$ без изменения качественного соотношения

между тремя моделями. Прогноз *GARCH* и Марковской модели переключения детерминирован при фиксированных данных и не подвержен такой вариации.

При построении вневыборочных прогнозов волатильности выбор способа обновления обучающей выборки может существенно влиять на точность, особенно в периоды структурных сдвигов. Как показано в работе Ю. Фэн, Я. Чжан и Ю. Ван, использование скользящего окна позволяет быстрее адаптироваться к локальным изменениям, тогда как расширяющееся окно дает более стабильные, но потенциально смещенные оценки при наличии долгой памяти. В настоящем исследовании для оценки *RMSE* применяется скользящее окно, что соответствует консервативной практике краткосрочного прогнозирования [24].

Уровень III (конец). Гистерезис-детектор и двухрежимное рефлексивное уравнение строятся следующим образом. По временному ряду n_t вычисляются скользящие статистики с окном в 20 дней, где $\bar{n}_t$ — это среднее и s_t — это стандартное отклонение. Тогда пороги с гистерезисом можно описать так:

$$H_{set}(t) = \bar{n}_t + 2,0s_t, H_{reset}(t) = \bar{n}_t + 1,0s_t. \quad (15)$$

Здесь очевидно, что $\bar{n}_t$ — это скользящее среднее ряда n_t за 20 дней, а s_t — его скользящее стандартное отклонение.

Бинарный индикатор турбулентности R_t :

$$R_t = \begin{cases} 1, & R_{t-1}=0 \wedge n_{t-1} > H_{set}(t-1), \\ 0, & R_{t-1}=1 \wedge n_{t-1} < H_{reset}(t-1), \\ R_{t-1}, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (16)$$

Отметим, что в отличие от моделей равновесного возврата (8) и марковского переключения (9), для цикла с гистерезисом не задается порождающее вероятностное или дифференциальное уравнение. Переключение режимов в данной вариации описывается при помощи детерминированного порогового правила (16). Это осознанный выбор, поскольку пороги $H_{set}(t)$ и $H_{reset}(t)$ строятся по предшествующей истории ряда n_t , и, поэтому момент и факт смены режима фиксируются, по сути, ретроспективно. Переход в турбулентное состояние подтверждается только после того, как накопленное отклонение превысит соответствующий порог, что по своей сути исключает опору на попытку предсказания приближенных значений. Соответственно, поэтому, гистерезис-детектор следует интерпретировать как описательный инструмент классификации уже произошедшей динамики, а не как прогнозную причинную модель.

Таким образом, правило (16) формально идентично релейному элементу с двухпозиционным регулятором, обладающим зоной нечувствительности, что соответствует классическому нелинейному звену в теории автоматического управления, где переключение выхода происходит по разным порогам в зависимости от направления движения входного сигнала. Это, в свою очередь, предотвращает «дребезг» при колебаниях входа вблизи единственного порога. В финансовом приложении это соответствует требованию, чтобы режим считался турбулентным только после устойчивого, а не одномоментного превышения порога, и возвращался к спокойному состоянию только после устойчивого затухания. В отличие от марковской модели (9), которая дает вероятностную идентификацию режима априори по всей выборке, гистерезисное правило выступает как каузальное и одностороннее, потому что оценка

режима в момент t использует только историю до $(t - 1)$, а это делает его пригодным для построения *OOS*-стратегии из раздела *V*, тогда как сглаженные вероятности Марковской модели для этого непригодны по построению.

Для равновзвешенной портфельной доходности r_t^p постулируются два режима:

$$r_t^p = \begin{cases} \mu_0 + \varepsilon_t, & R_t = 0, \\ \mu_1 + \varphi r_{t-1}^p + \eta_t, & R_t = 1. \end{cases} \quad (17)$$

где $\varepsilon_t \sim (0, \sigma_\varepsilon^2)$ и $\eta_t \sim (0, \sigma_\eta^2)$.

Параметры оцениваются раздельным *OLS*. Наличие φ в турбулентном режиме интерпретируется как рефлексивная обратная связь.

Используется хронологическое разделение 80 на 20 %. Параметры (17) оцениваются на обучающей выборке. Применяется прогноз на тесте: $\hat{r}_t = \hat{\mu}_0$ при $\hat{R}_t = 0$ и $\hat{r}_t = \hat{\mu}_1 + \hat{\varphi} r_{t-1}^p$ при $\hat{R}_t = 1$. Также происходит сравнение с наивным прогнозом через *RMSE* и процент улучшения:

$$\Delta RMSE\% = \frac{RMSE_{naive} - RMSE_{ref}}{RMSE_{base}} \times 100\%. \quad (18)$$

Дополнительно модель тестируется на ультракоротком *OOS*-периоде после 1 декабря 2025 г. с осознанием низкой мощности у выборки.

Дополнительно, для соответствия стандартной практике в литературе по прогнозируемости доходности, вычисляется коэффициент детерминации вне выборки:

$$R_{OOS}^2 = 1 - \frac{RMSE_{ref}^2}{RMSE_{base}^2}, \quad (19)$$

где $RMSE_{ref}^2$ — это среднеквадратичная ошибка рефлексивной модели (17), а $RMSE_{base}^2$ — ошибка наивного прогноза.

В отличие от метрики (18), которая показывает относительное улучшение в процентах, метрика (19) интерпретируется как доля дисперсии, объясненная моделью вне выборки. Положительное значение метрики (19) свидетельствует о превосходстве модели над тривиальным бенчмарком.

Спецификация (17) операционализирует гипотезу рефлексивности в духе Сороса (1987) как формальную *AR*(1)-зависимость доходности от предыдущей внутри турбулентного режима [6, с. 34—97]. Это единственное место в работе, где режим, полученный на уровне III, используется как объясняющая, а не только описательная переменная, что и делает в данном ключе необходимым *OOS*-тест. Внутривыборочная значимость φ могла бы быть артефактом одновременного оценивания режима и параметров на одних данных, что по сути есть *look-ahead bias*, однако хронологическое разбиение устраняет эту угрозу.

Опять-таки, метрики (18) и (19) следуют стандартной практике литературы по прогнозируемости доходности, где предсказательная способность модели оценивается относительно наивного бенчмарка, а не через внутривыборочный R^2 . Использование нами именно относительного улучшения *RMSE*, а также коэффициента детерминации вне выборки, а не абсолютных ошибок, мотивировано тем, что в этой литературе типичные значения R_{OOS}^2 малы и часто отрицательны даже для содержательных предикторов, что делает относительную метрику единственным информативным способом зафиксировать факт превосходства над тривиальным прогнозом [25]. При этом сама интерпретация положительного R_{OOS}^2 как экономически значимого

сигнала требует осторожности, ведь положительный R^2_{OOS} не всегда транслируется в улучшение экономических метрик вне выборки и наоборот, что, в свою очередь, ограничивает выводы данной работы рамками статистической, а не автоматически экономической значимости результата [26].

Далее проводится тест на уровне торговых стратегий, а также статистическое сравнение полученных результатов. В спокойном режиме экспозиция составляет 100 %, а в турбулентном доля снижается до $e = 0,5$. Доходность стратегии устанавливается как $r_t^s = r_t^p$ при $R_t = 0$ и $r_t^s = e \cdot r_t^p$ при $R_t = 1$, где бенчмарком выступает *buy-and-hold* $r_t^{BH} = r_t^p$.

Метриками выступают годовой коэффициент Шарпа $Sh = \sqrt{252} \mu/\sigma$, годовая волатильность $\sigma\sqrt{252}$, а также максимальная просадка.

Тест Диболда—Мариано используется для сравнения прогнозной точности на основе разности функций потерь $d_t = -r_t^{BH} - (-r_t^s)$:

$$DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\widehat{LRV}/n}}, \widehat{LRV} = \hat{\gamma}_0 + 2 \sum_{i=1}^n w_i \hat{\gamma}_i, \quad (20)$$

где $w_i = 1 - i/(h+1)$, есть ядерный метод Ньюи—Веста с автоматическим выбором ширины окна $h = [4(n/100)^{2/9}]$.

Следом идет сравнение коэффициентов Шарпа, где предполагается совместная нормальность доходностей:

$$z = \frac{\sigma_1\mu_1 - \sigma_2\mu_2}{\sqrt{\theta}}, \theta = \frac{1}{n} \left[2\sigma_1^2\sigma_2^2 - 2\sigma_1\sigma_2\sigma_{12} + \frac{1}{2}\mu_1^2\sigma_2^2 + \frac{1}{2}\mu_2^2\sigma_1^2 \right]. \quad (21)$$

Тест Диболда—Мариано [27] в исходной постановке предназначен для сравнения точности прогнозов, а не моделей как таковых. В данной работе он корректно применяется именно к разности функций потерь двух реализованных траекторий доходности, а не к сравнению структурных моделей «в себе». Тест Джобсона—Корки—Меммеля предполагает совместную нормальность доходностей, которая для дневных рядов была отвергнута еще на I уровне при помощи теста Харке—Бера. Это серьезное ограничение, а устойчивая альтернатива в виде бутстреп-теста Ледуа и Вольфа не применена по соображениям вычислительной трудоемкости при множественном тестировании 74 бумаг. Это может выступать в качестве направления для дальнейшей работы.

Таким образом, формула (21) является тестовой статистикой Джобсона—Корки—Меммеля, восходящей к статьям Джобсона и Корки 1981 г. и Меммеля 2003 г., для проверки гипотезы о равенстве коэффициентов Шарпа двух стратегий. Сама статистика построена на основе дельта-метода, что предполагает то, что коэффициент Шарпа линеаризуется вокруг истинных значений, а это, в свою очередь, дает асимптотическую дисперсию разности двух коэффициентов Шарпа. В знаменателе формулы (21) приведена исправленная версия этой дисперсии, предложенная в статье Меммеля 2003 г., в которой отсутствует ошибочный член, присутствовавший в оригинальной работе Джобсона и Корки. Данный тест предполагает совместную нормальность доходностей, что является его упомянутым ограничением [28, р. 198].

В нашей статье используются также дополнительные непараметрические тесты такие как тест Левена на равенство дисперсий и Манна—Уитни на равенство распределений.

Уровень V. Здесь мы проверяем устойчивость скачков при агрегации в следствии перехода к недельной и месячной частоте.

Метод A выявляет наследование дневных скачков. Для каждого тикера i и периода T фиксируется индикатор $H_{i,T} = 1$ (хотя бы один $J_{i,t} = 1$ внутри T). Наблюдаемая доля периодов со скачком $f_{obs} = H_{i,T}$. При полной независимости скачков ожидаемая доля

$$f_{ind} = 1 - (1 - p_{daily})^{\bar{L}}, \quad (22)$$

где $\bar{L}$ — среднее число торговых дней в периоде.

Значимость разности $\Delta f = f_{obs} - f_{ind}$ оценивается кластеризованным бутстрепом: ресэмплируются целые тикеры (с возвращением), сохраняя внутритикерную корреляцию. По $B = 2000$ бутстреп-реализациям строится 95%-й доверительный интервал и вычисляется $z = \Delta f / SE_{boot}$.

Формула (22) задает нулевую гипотезу независимости скачков внутри периода агрегации, т. е. ту же гипотезу, что тестировалась на уровне II для дневного ряда, но теперь на горизонте недели и месяца, что делает раздел III статьи прямой проверкой устойчивости результата уровня II к изменению частоты наблюдения, а не отдельным самостоятельным тестом. Кластеризованный по тикерам, а не по период-наблюдениям бутстреп — это стандартное решение проблемы заниженной SE при внутригрупповой корреляции, задокументированное для панельных финансовых данных [29].

Метод B является эксплораторным. На агрегированной доходности применяется MAD -детектор выбросов. Результаты тестов A и B несопоставимы напрямую, ведь метод B измеряет остаточную ненормальность распределения, а не перенос дискретности.

Результаты исследования. Deskриптивная статистика для дневных логарифмических доходностей, рассчитанная по 130 692 наблюдениям для 74 акций, представлена в табл. 1. Среднее для дневной доходности составило 0,000176, а стандартное отклонение составило 0,0366. Распределение демонстрирует выраженную отрицательную асимметрию и экстремальный избыточный эксцесс. Статистика теста Харке—Бера составила 23 354 483 254,73 при $p \approx 0$, что в совокупности наблюдений отвергает гипотезу о нормальности распределения дневных доходностей. Визуально данный вывод подтверждается рис. 1.

Таблица 1

Deskриптивная статистика дневных доходностей

Показатель	Значение
Среднее	0,00017583032690925073
Стандартное отклонение	0,036596622564031185
Асимметрия	-17,109959803164916
Эксцесс (избыточный)	2070,651217980004
Статистика Харке—Бера	23354483254,726265
p -значение (Харке—Бера)	0,0
Число наблюдений	130 692

Основной детектор скачков идентифицировал 1 591 скачок при доле 0,012174 наблюдений, что составляет при округлении 1,22 %. Проверка на робастность при помощи альтернативных методов дала сопоставимый порядок величины с долей 0,064067 при абсолютном пороге доходности 0,05 и долей 0,015846 при использовании фильтра Ходрика—Прескотта с порогом в 3 стандартных отклонения циклической компоненты. Устойчивость результата к выбору метода детекции скачков можно считать подтвержденной.

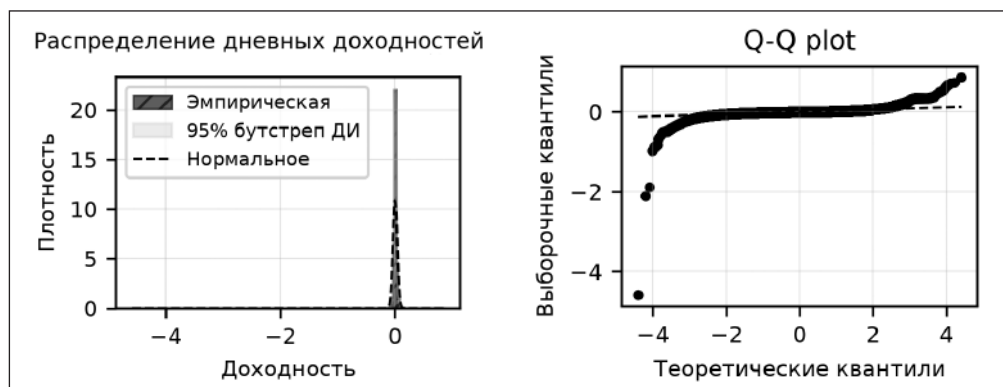


Рис. 1. Гистограмма распределения дневных доходностей и Q-Q plot

Тест Льюнга—Бокса для ряда дневного числа скачков для всех акций выборки отверг гипотезу об отсутствии автокорреляции на всех проверенных лагах, что представлено в табл. 2. Это свидетельствует о выраженной временной кластеризации для турбулентных периодов.

Таблица 2

Тест Льюнга—Бокса

Лаг	Q-статистика	p-значение
1	25,453	0,0000
2	25,465	0,0000
3	94,679	0,0000
4	96,067	0,0000
5	99,244	0,0000
6	113,680	0,0000
7	156,080	0,0000
8	159,292	0,0000
9	161,549	0,0000
10	161,724	0,0000

Гистограмма и Q-Q график на рис. 1 визуально подтверждают тяжелые хвосты и отклонение от нормальности, поскольку полоса доверительного интервала расширяется на экстремальных значениях, где число наблюдений минимально.

Результат теста Льюнга—Бокса визуально иллюстрирует рис. 2.

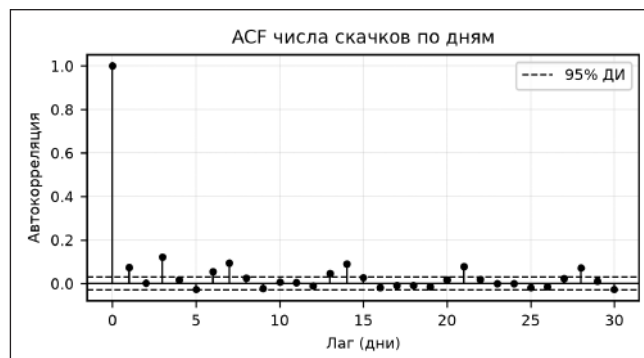


Рис. 2. Автокорреляционная функция дневного числа скачков

Значения автокорреляционной функции превышают границы 95%-го доверительного интервала, что визуально согласуется с отвержением гипотезы об отсутствии автокорреляции для всех 10 проверенных лагов. Устойчиво положительные коэффициенты автокорреляции на протя-

жении нескольких недель подтверждают, что дни со скачками не распределены случайно во времени, а образуют кластеры. Это значит, что за турбулентным днем с повышенной вероятностью следует еще один турбулентный день, что согласуется с идеей о режимных переключениях.

Расширенный тест Дики—Фуллера отверг гипотезу о нестационарности ряда дневного числа скачков, поскольку ADF-статистика составила $-10,9266$ при $p \approx 1,006 \times 10^{-19}$ и использованном числе лагов 27 с объемом выборки в 4 625 наблюдений.

Оценка уравнения, исследующего возврат цены к дискретному уровню равновесия для акции ALRS в качестве примера, дала $\alpha = 0,0000569$ и $\beta = 0,918152$ при $t = 128,809$ и $p \approx 0$ для объема выборки в 3 092 наблюдения. Значение β в интервале $(0, 1)$ свидетельствует о стационарном возврате к равновесию, а период полу-возврата составил 8,117 торгового дня.

Проверка устойчивости этой оценки к ширине окна равновесия в 10, 20, 40 и 60 дней показала, что период полураспада монотонно возрастает вместе с шириной окна: от 3,96 дня при окне в 10 дней до 28,81 дня при окне в 60 дней, при неизменно высокой статистической значимости β на всех окнах, где $p \approx 0$. Такая зависимость была методологически ожидаема, поскольку более широкое скользящее окно сильнее сглаживает равновесный уровень, а это механически замедляет наблюдаемый возврат к нему. Соответственно, использованное в основном расчете значение 8,12 дня при окне в 20 дней следует интерпретировать как результат, зависящий от выбранного горизонта усреднения, а не как инвариантную характеристику процесса.

Двухрежимная модель Марковского переключения для акции ALRS дала LR-статистику 503,915 при $p \approx 0$, что свидетельствует о статистической значимости режимной структуры.

На рис. 3 приведен пример сглаженной вероятности нахождения в турбулентном режиме для акции ALRS.

Как видно из рисунка, периоды повышенной вероятности турбулентного режима визуально совпадают с кластерами крупных по модулю доходностей на верхней панели, что подтверждает содержательную интерпретацию режимной структуры.

При оценке модели для всех 74 акций выборки оптимизация не сошлась для ГМК «Норильский никель» из-за ошибки сингулярного разложения. При более детальном взгляде на историческое поведение акции GMKN, то у нее бывают дни с недостаточно сильным оборотом. Предположение о двух режимах для этой акции не поддерживается данными ни теоретически, ввиду слабой идентифицируемости, ни численно, ввиду не сходимости.

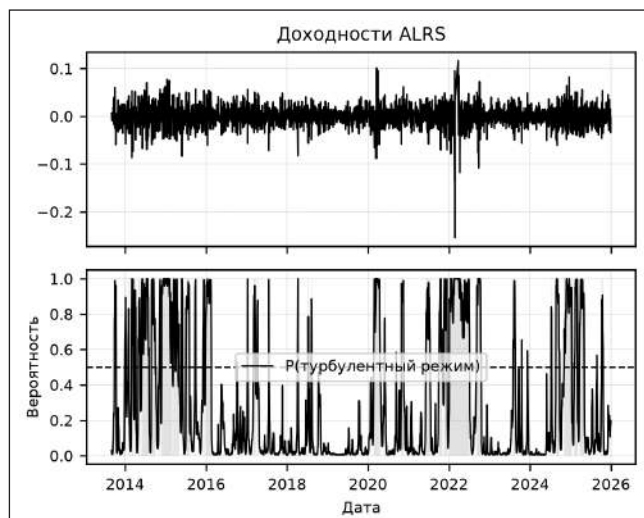


Рис. 3. Сглаженная вероятность нахождения в турбулентном режиме (ALRS)

Из остальных 73 успешно сошедшихся моделей все 73 модели оказались значимыми на 5 % уровне. Однако стоит заметить, что дальнейшие выводы делаются на 98,6 % от изначальной выборки и, следовательно, для 1,4 % акций

наличие двух режимов не подтверждается, что возможно объяснить также фундаментальными факторами, однако это выходит за исследовательскую цель данной статьи.

Проверка чувствительности к выбору параметров детекторов показала, что доля идентифицированных скачков варьируется от 0 %, при пороге $z = 3,0$ — $3,5$ и окне 10 дней, что представляет собой вырожденный случай с коротким окном оценки волатильности, делающим детектор нечувствительным, до 2,94 % наблюдений при $z = 2,5$ и окне в 30 дней. Доля турбулентных дней по гистерезис-детектору составила от 3,4 до 11,0 %. При этом во всех невырожденных спецификациях качественный вывод о наличии кластеризованных скачков и устойчивой режимной структуры сохраняется, что подтверждает робастность содержательного результата к выбору параметров при существенной чувствительности точечных числовых оценок.

Результаты для пуассоновского теста представлены в табл. 3. После введения поправки Бонферрони на множественные сравнения статистически значимое превышение наблюдаемого числа скачков над ожидаемым было обнаружено только для одного события из двадцати. Этим событием выступило начало специальной военной операции на территории Украины 24 февраля 2022 г.

Таблица 3

Событийный анализ

Дата	Событие	Пуассоновский тест для скачков вокруг шоков				Кумулятивная аномальная доходность (CAR)		
		Набл.	Ожид.	p -значение	Знач. (Бонферрони)	CAR	z	p -значение
2021-05-11	Стрельба в Казани	3	9,909359	9,970172e-01	False	0,029005	4,000044	6,333082e-05
2021-05-15	Талибан наступление	5	9,909359	9,689853e-01	False	0,007003	0,984230	3,250025e-01
2021-12-17	ЦБ ставка 8,5 %	2	9,909359	9,994577e-01	False	-0,024597	-2,402526	1,628228e-02
2022-02-24	Начало СВО	41	9,909359	1,335598e-13	True	-0,125220	-8,983465	0,000000e+00
2022-09-21	Мобилизация	17	9,909359	2,512776e-02	False	-0,062718	-8,425815	0,000000e+00
2022-09-23	Референдум 4 региона	17	9,909359	2,512776e-02	False	-0,075509	-7,308918	2,693401e-13
2022-09-26	Диверсия на СП	6	9,909359	9,294062e-01	False	-0,126336	-11,502732	0,000000e+00
2022-09-30	Присоединение 4 регионов	7	9,909359	8,640388e-01	False	-0,149660	-11,318641	0,000000e+00
2022-10-05	ОПЕК+ снижение квоты	1	9,909359	9,999503e-01	False	0,020839	1,627785	1,035704e-01
2022-10-08	Крымский мост теракт	11	9,909359	4,056218e-01	False	0,019808	1,808809	7,048067e-02
2022-12-27	Указ о запрете нефти	6	9,909359	9,294062e-01	False	0,022312	1,525080	1,272392e-01
2023-03-02	ОПЕК+ снижение 1,65 млн	0	9,909359	1,000000e+00	False	0,029387	3,648227	2,640558e-04
2023-04-02	Теракт Петербург Татарский	12	9,909359	2,929628e-01	False	0,025773	2,676472	7,440177e-03
2023-06-24	Мятеж ЧВК Вагнер	3	9,909359	9,970172e-01	False	0,011341	1,592026	1,113788e-01
2023-07-27	Саммит Россия—Африка	13	9,909359	1,999314e-01	False	0,042497	4,080974	4,484737e-05
2023-08-22	Саммит БРИКС	1	9,909359	9,999503e-01	False	0,038375	2,315606	2,057980e-02
2023-09-19	Операция в Карабахе	2	9,909359	9,994577e-01	False	-0,014957	-1,337340	1,811117e-01
2023-10-07	Конфликт ХАМАС—Израиль	3	9,909359	9,970172e-01	False	-0,002125	-0,293334	7,692668e-01
2023-12-15	ЦБ ставка 16 %	5	9,909359	9,689853e-01	False	-0,016515	-1,687095	9,158500e-02
2023-12-18	Запрет алмазов ЕС/G7	4	9,909359	9,889559e-01	False	0,002029	0,227551	8,199950e-01

Здесь же представлена проверка накопленной избыточной доходности в предсобытийном окне с использованием корректного и устойчивого к автокорреляциям теста для конечного значения CAR против его собственной оцененной стандартной ошибки. Из 20 проверенных событий значимыми на уровне 5 % оказались 11, включая начало специальной военной операции, объявление мобилизации и провозглашение присоединения к Российской Федерации четырех регионов. Для этих случаев CAR была отри-

цательной перед наступлением события. Это означает, что цена акций уже снижалась в дни, предшествующие объявлению события. Для событий с положительным значением CAR наблюдалось предшествующее повышение цены. Отсутствие статистической значимости отмечено для 7 из 20 событий, включая стрельбу в Казани, которая после поправки на множественность рассматривается с осторожностью, диверсию на «Северном потоке» и конфликт ХАМАС и Израиля.

Пример динамики накопленной избыточной доходности представлен на рис. 4.

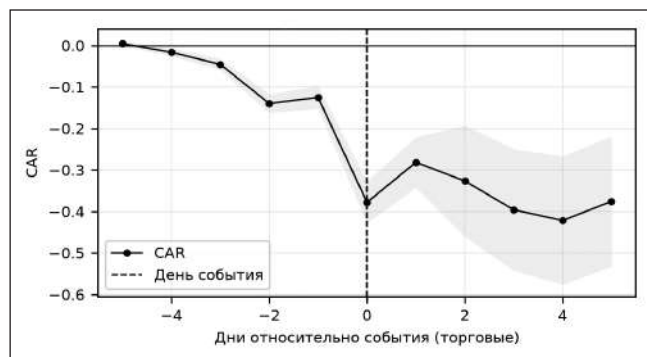


Рис. 4. CAR вокруг события «Начало СВО»

График показывает устойчивое снижение накопленной избыточной доходности в течение пяти торговых дней, предшествующих событию, с последующим резким изменением динамики непосредственно в день события и после него. Полоса 95%-го доверительного интервала вокруг линии CAR остается узкой на всем окне перед наступлением даты события, что подтверждает высокую статистическую надежность наблюдаемого предсобытийного снижения. Из рисунка можно видеть, что снижение не является статистическим шумом отдельных наблюдений.

Сопоставляя выводы табл. 3 и 4 между собой можно прийти к выводу о том, что на дневном уровне аномалии вызываются исключительными и крупными макрособытиями. В целом учет информации, которая может заранее просачиваться через средства массовой информации, ничего не может говорить об неэффективности. Однако возвращаясь к результатам табл. 1, можно видеть о наличии значительного шума, что, с другой стороны, может. Поскольку на широком диапазоне в рамках данного исследования микроструктурные данные не доступны, имеет смысл проверить то, насколько данные аномалии выходят за рамки дневного диапазона.

Сопоставление с моделями условной волатильности $GARCH(1,1)$ и $EGARCH(1,1,1)$, которые были оценены на доходностях акции ALRS в качестве примера, дало логарифм правдоподобия $-6326,00$, $AIC = 12662,00$ и $BIC = 12692,19$ для $GARCH(1,1)$ и $-6326,32$, $AIC = 12664,64$ и $BIC = 12700,87$ для $EGARCH(1,1,1)$. Логарифм правдоподобия для Марковской модели переключения на тех же данных ALRS составил 7852,25.

Логарифмы правдоподобия для $GARCH(1,1)$, $EGARCH(1,1,1)$ и Марковской модели переключения структурно несопоставимы между собой напрямую. Корректное сравнение возможно только через AIC и BIC внутри каждого семейства моделей, а также через *out-of-sample* RMSE прогноза волатильности на одном и том же отложенном отрезке в 620 наблюдений. RMSE составил для $GARCH(1,1)$ 0,9923, для $EGARCH(1,1,1)$ 0,9573 и для модели Марковского переключения 0,8432. Прогноз был построен как вероятностно взвешенная смесь режимных σ с корректной по направлению экстраполяцией вероятностей режима через матрицу переходов. Таким образом, модель Марковского переключения дала наименьшую ошибку вневыборочного прогноза волатильности среди трех сопоставленных моделей на исследованном отрезке. Этот результат стоит интерпретировать осторожно, учитывая то, что модель оценивалась только на одной бумаге ALRS и на одном тестовом периоде, а не как общее превосходство над специализированными $GARCH$ -моделями.

На уровне портфеля из всех 74 акций гистерезис-детектор идентифицировал 6,86 % дней выборки как турбулентные. Оценка двухрежимного уравнения ценообразования на полной выборке дала для спокойного режима $\mu_0 = 0,000020$, $\sigma_0 = 0,013688$ при числе наблюдений $n = 2890$. Для турбулентного режима $\mu_1 = 0,001180$, $\phi = -0,1644$ при $t = -5,406$, $p \approx 0$ для $n = 260$ наблюдений. Отрицательный знак коэффициента рефлексивности ϕ означает разворотную, а не самоподкрепляющуюся динамику доходности портфеля в турбулентные дни на исследуемой выборке.

Работа гистерезис-детектора иллюстрируется на рис. 5.

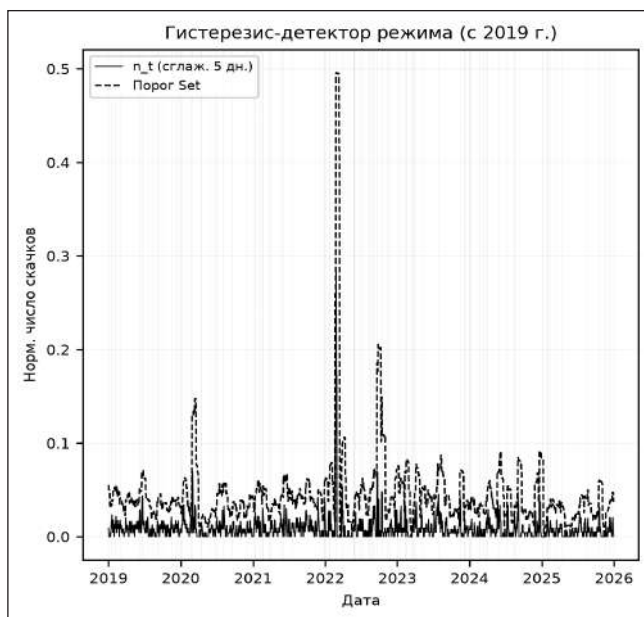


Рис. 5. Гистерезис-детектор режима

Чёрная линия — это сглаженное нормализованное число скачков, а пунктир — это порог включения турбулентного режима. Серые области отмечают сами периоды турбулентности. Видно, что детектор надёжно выделяет эпизоды стресса, например начало специальной военной операции на территории Украины в 2022 г. При этом турбулентные дни занимают не большое количество от общего объема выборки, а гистерезис в целом предотвращает ложные срабатывания за счет разных порогов входа и выхода.

Прямое сопоставление бинарной классификации режима, полученной при помощи метода Марковских переключений для акции ALRS, при условии, что турбулентный режим идентифицирован как состояние с большей дисперсией доходности, и агрегированного по всему портфелю гистерезис-детектора показало практическое отсутствие согласованности между двумя методами: κ Коэна равно $-0,009$, а доля совпадений классификаций 70,91 %. Отрицательное значение κ означает, что совпадения между методами не превышают уровень, ожидаемый при случайном угадывании. Такой результат ожидаем методологически, поскольку сравниваются оценки режима разного уровня агрегации, где в одна бумага в том числе выступает против всего портфеля, и разной природы, где производится апостериорная вероятностная оценка против каузального порогового правила, а не альтернативные оценки одного и того же объекта.

Out-of-sample проверка на том же портфеле при основном хронологическом разбиении 80 на 20 дала RMSE для рефлексивной модели равное 0,014392 против RMSE базовой модели с постоянным средним 0,014302. Таким

образом улучшение составило $-0,63\%$, что означает большую точность базовой модели. Обучающая выборка имела диапазон с 5 апреля 2013 г. по 14 июля 2023 г., что составило 2 520 наблюдений. А тестовая выборка с 17 июля 2023 г. по 30 декабря 2025 г., что составило 630 наблюдений. Также для основного хронологического разбиения (80/20) значение R^2_{oos} составило $-0,0126$, что дополнительно подтверждает отсутствие прогностического преимущества.

Дополнительный тест воспроизводил проверку в коротком окне после 1 декабря 2025 г. Обучающая выборка в этом случае была с 5 апреля 2013 г. по 1 декабря 2025 г. и составила 3 129 наблюдений, а тестовая со 2 по 30 декабря 2025 г., что составило 21 наблюдение. Тестовая выборка оказалась короче 40 наблюдений, ввиду чего ее статистическая мощность стала низкой, а улучшение составило $-1,24\%$. $R^2_{oos} = -0,0251$. Ни один из двух тестов не подтверждает прогностического преимущества рефлексивного уравнения для вневыборочных данных.

Проверка устойчивости параметров Марковской модели для скользящих подвыборок с одним окном в 750 наблюдений и сдвигом в 250 наблюдений, с 9 окнами для акции *ALRS* показала значимость *LR*-теста на уровне 5% . Коэффициенты вариации параметров между подвыборками составили: $p[0 \rightarrow 0] = 0,095$, $p[1 \rightarrow 0] = 0,993$, $const[0] = 1,633$, $const[1] = 4,518$, $\sigma^2[0] = 1,020$ и $\sigma^2[1] = 1,135$. Параметры $const[0]$ и $const[1]$ имеют $CV > 1,5$, что указывает на крайнюю нестабильность их точечных оценок между подвыборками. Остальные параметры находятся ниже порогового значения, либо близки к нему. Это означает то, что сам факт наличия двух режимов устойчиво подтверждается, но их количественные характеристики, особенно средние доходности в каждом режиме, оцениваются ненадежно.

Сравнение стратегии динамического сокращения позиции в турбулентные дни с пассивным удержанием портфеля *Buy & Hold* на полной выборке портфеля всех акций дало коэффициент Шарпа $0,094$ против $0,161$ соответственно, при волатильности $21,05\%$ против $21,73\%$ и максимальной просадке $-58,99\%$ против $-58,43\%$. Тест Ливиня выдавший результаты $W = 1,508$ и $p = 0,2195$ не выявил никакого значимого различия дисперсий доходностей, а тест Манна—Уитни с результатами $U = 4\,981\,598,0$, $p = 0,7780$, соответственно, не выявил значимых различий в распределении.

Тест Джобсона—Корки—Меммеля, асимптотика которого предполагает совместную нормальность доходностей, отвергнутую тестом Харке—Бера на уровне I , не выявил значимого различия: $z = 1,665$, $p = 0,0959$. Учитывая это ограничение, дополнительно был применен блочный бутстреп-тест разности коэффициентов Шарпа в 2 000 итераций и блоком 20 дней, не полагающийся на нормальность и учитывающий автокорреляцию доходностей. Он выявил статистически значимое различие в пользу *Buy & Hold*: $z = 2,242$, $p = 0,0250$. Расхождение результатов двух тестов подчеркивает зависимость статистического вывода от метода, где при отвергнутой нормальности предпочтение следует отдавать робастной бутстреп-оценке, что скорее усиливает, чем ослабляет вывод об отсутствии преимущества стратегии динамического сокращения позиции. Значимый результат был получен также по тесту Диболда—Мариано для разности функций потерь: $DM = -2,167$, $p = 0,0303$.

Проверка устойчивости дискретной структуры цены при агрегации до недельного и месячного горизонтов при помощи метода А, который представляет собой про-

верку на наследование дневных скачков, а также на значимость через кластеризованный бутстреп по тикерам с 2 000 итераций, не выявила статистически значимого отклонения наблюдаемой доли периодов со скачком от теоретически ожидаемой при независимости.

На недельных данных доля периодов, содержащих хотя бы один скачок, составила $5,30\%$. Чтобы понять, насколько эта оценка надежна, мы построили 95% -й бутстреп-интервал, где с 95% -й вероятностью истинная доля лежит в пределах от $4,86$ до $5,71\%$. Теоретически, если бы скачки внутри недели возникали независимо друг от друга, мы ожидали бы долю $5,44\%$. Разница между фактической и ожидаемой величиной в $-0,14$ процентного пункта ничтожно мала и статистически незначима при $z = -0,637$ и $p = 0,5243$. Иными словами, наблюдаемое отклонение вполне может объясняться случайным шумом, ведь оснований говорить о систематическом сглаживании скачков при переходе к недельной частоте нет.

На месячных данных доля периодов, содержащих хотя бы один скачок, составила $21,05\%$. 95% -й бутстреп-доверительный интервал для этой доли составил от $19,31$ до $22,69\%$. Если бы скачки внутри месяца были независимы, то ожидаемая доля равнялась бы $21,03\%$. Фактическая и ожидаемая величины практически совпадают, ведь разница составляет всего $+0,02$ процентного пункта и статистически не отличима от нуля со значениями $z = 0,020$ и $p = 0,9839$. Это означает, что на месячном горизонте также нет никаких свидетельств сглаживания дискретной структуры, а наблюдаемая картина полностью согласуется с предположением о независимом возникновении дневных скачков внутри календарного месяца.

При данном объеме данных нельзя ни подтвердить, ни опровергнуть гипотезу о сглаживании дискретности при укрупнении временного горизонта.

Независимый эксплораторный метод Б, заключающийся в детекции выбросов непосредственно в агрегированной доходности робастным *MAD*-детектором, дал долю выбросов $0,064602$ на недельных данных. Соответственно среднее составило $0,000791$, стандартное отклонение $0,073551$, асимметрия $-8,474$ и эксцесс $553,014$ при $n = 28\,544$. На месячных данных *MAD*-детектором дал долю выбросов $0,082923$ со значениями среднего в $0,003328$, стандартного отклонения в $0,150718$, асимметрии в $-4,352$ и эксцесса в $147,197$ при $n = 6705$.

Эти значения измеряют остаточную ненормальность распределения самой агрегированной доходности и не сопоставляются напрямую с результатами метода А.

Метод Б фиксирует, что сами агрегированные доходности остаются распределенными с сильной левосторонней асимметрией, колоссальным эксцессом и заметной долей выбросов. Это, в свою очередь значит, что экстремальные движения на рынке не сводятся к простому суммированию внутрипериодных дневных скачков, а имеют и собственную, более сложную природу.

Дополнительно было проведено сопоставление с четырьмя альтернативными классами моделей структурной динамики на примере акции *ALRS*. Формальный тест на структурные сдвиги *PELT* не выявил ни одной точки разрыва в ряде доходностей, что не противоречит наличию режимной структуры, обнаруженной моделью Марковского переключения. *PELT* ищет разрывы в параметрах одномерного процесса, тогда как *Markov Switching* допускает многократные обратимые переключения между

состояниями, что есть разный класс гипотез. Оценка пороговой авторегрессии *SETAR*(1) выявила эндогенный порог переключения на уровне 0,22 % дневной доходности, разделяющий выборку на два близких по объему подрежима в 1703 и 1393 наблюдения. Это дает независимое от *Markov Switching* подтверждение пороговой природы динамики. Оценка точечного процесса Хоукса для последовательности скачков на уровне отдельной бумаги не была завершена из-за недостаточного числа событий менее 20 скачков, что является ограничением настоящего анализа и направлением для дальнейшей работы на агрегированном по рынку ряде скачков. Наконец, оценка модели скачкообразной диффузии Мертон методом моментов дает подразумеваемую дневную вероятность скачка в 4,28 %, что примерно в 3,5 раза превышает эмпирическую долю, идентифицированную относительным детектором, которая составила 1,22 %. Расхождение объясняется тем, что метод моментов Мертон относит на счет компоненты скачков весь эксцесс распределения, включая часть, которую относительный детектор классифицирует как повышенную локальную волатильность спокойного режима, а это подчеркивает то, что количественная оценка интенсивности скачков существенно зависит от используемого определения скачка.

Рынок демонстрирует отчетливую режимную структуру ввиду того, что скачки кластеризованы и стационарны, а марковские модели значимы для всей выборки. Однако рефлексивное уравнение и стратегия динамического сокращения позиции не превосходят простые альтернативы. На недельном и месячном горизонтах метод А не подтверждает и не опровергает сглаживание дискретной структуры, поскольку различия находятся в пределах статистической погрешности.

Метод Б, в свою очередь фиксирует, что агрегированные доходности сохраняют выраженную левостороннюю асимметрию, колоссальный эксцесс и заметную долю выбросов. Турбулентные состояния рынка при этом существуют, но не дают ощутимого преимущества перед пассивным удержанием.

Другое исследование на схожем периоде демонстрирует смещение в оптимальной сложности моделей машинного обучения на российском рынке к простым регуляризованным методам, превосходящим сложные нелинейные модели и нейросети при высоком уровне шума, ограниченности данных и слабом сигнале [30]. Это ставит под вопрос предсказательный потенциал шума и требует декомпозиции микроструктуры рынка, поскольку концентрация вредного шума может вызывать ложные связи и переобучение моделей ценообразования, включая модели на искусственном интеллекте. Здесь также может проходить граница между рынками с высокой и средней эффективностью. Различие стратегий долгосрочного инвестирования, маркет-мейкинга и торговли шумом проявляется именно на дневном уровне, где шум усиливается сильнее всего, и, поэтому, статья и предлагает дискретно-волновое описание ценообразования.

Заключение

В настоящем исследовании проведена эмпирическая проверка дискретно-волновой гипотезы ценообразования активов на российском рынке акций. На основе данных по 74 инструментам за период с 2013 по 2025 г. было установлено, что распределение дневных доходностей статистически значимо отличается от нормального, а методы

идентификации скачков дают сопоставимые по порядку величины результаты. Была выявлена устойчивая кластеризация скачков во времени. Средний интервал между скачками составляет около 4 дней, а тест Льюнга—Бокса подтверждает наличие автокорреляции на всех проверенных лагах. Двухрежимная модель Марковского переключения оказалась значимой для 73 из 74 акций, с вероятностью сохранения режима более 80 %, что подтверждает существование как минимум двух устойчивых состояний волатильности.

Событийный анализ по 20 новостным шокам показал, что значимое превышение числа скачков в узком окне наблюдается только для события 24 февраля 2022 г., тогда как кумулятивная аномальная доходность до наступления событий была статистически значимой для 11 из 20 случаев. Это указывает на постепенное накопление рыночного давления до официального объявления событий.

Сопоставление марковской модели с *GARCH*-семейством свидетельствует о принципиально иной природе описываемой динамики. Вневыборочная валидация рефлексивного уравнения не обнаружила прогностического преимущества перед наивным прогнозом. Значения коэффициента детерминации вне выборки оказались отрицательными, а динамическая стратегия сокращения позиции в турбулентные дни на полной выборке не дала статистически значимого улучшения коэффициента Шарпа, волатильности или максимальной просадки по сравнению с пассивным удержанием.

При переходе к недельным и месячным данным идентифицируемые скачки исчезают в том смысле, что метод наследования дневных скачков не позволяет ни подтвердить, ни опровергнуть гипотезу о сглаживании дискретной структуры, тогда как робастный *MAD*-детектор фиксирует сохранение тяжелых хвостов и выраженной асимметрии на агрегированных горизонтах.

Таким образом, для дискретно-волновой гипотезы получены эмпирические свидетельства, согласующиеся с существованием структурной режимности и кластеризации скачков. При этом два независимых операционных детектора режима продемонстрировали низкое взаимное согласие, а модель Марковского переключения дала наименьшую ошибку вневыборочного прогноза волатильности среди трех сопоставленных моделей на исследованном отрезке, что интерпретировано с осторожностью ввиду ограниченности сравнения одной бумагой и одним тестовым периодом. Попытка извлечь прогностическую ценность из выявленной структуры для тактического управления портфелем на исследованном периоде не увенчалась успехом. Совокупность этих результатов ограничивает интерпретацию выявленной структуры уровнем дескриптивной диагностики отдельных статистических свойств цены, а не единой верифицированной прогнозной модели ценообразования. Полученные результаты обосновывают концептуальное разделение трейдинга как работы на дискретных движениях и инвестирования как использования сглаженной квазинепрерывной ценовой динамики на старших тайм-фреймах с возможными элементами спекуляции внутри позиции или без таковой в зависимости от склонности к риску, а также указывают на необходимость дальнейшего исследования микроструктурных компонентов рыночного шума для улучшения практической применимости предлагаемой теории.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Брусов П. Н., Филатова Т. В., Кулик В. Л. Модель ценообразования капитальных активов (CAPM) 2.0: учет бизнес-риска и финансового риска. *Финансы: теория и практика*. 2024. Т. 28. № 2. С. 128—142. (На англ. яз.) DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-2-128-142.
2. Абрамов А., Чернова М., Ахметзянов Т. Эволюция моделей факторного ценообразования и их применение на российском финансовом рынке // *Корпоративные финансы*. 2025. Т. 19. № 2. С. 67—81. DOI: 10.17323/j.jcfr.2073-0438.19.2.2025.67-81.
3. The capital asset pricing model (CAPM) after 60 years: Key insights, unresolved issues, and future directions / O. Paseda, O. Obademi, O. Okanya et al. // *Social Sciences & Humanities Open*. 2026. Vol. 13. Art. 102256. DOI: 10.1016/j.ssaho.2025.102256.
4. Borisov A. Regime Tracking in Markets with Markov Switching // *Mathematics*. 2024. Vol. 12. Iss. 3. Art. 423. DOI: 10.3390/math12030423.
5. Cochrane J. H. Portfolios for Long-Term Investors // *Review of Finance*. 2022. Vol. 26. Iss. 1. Pp. 1—42. DOI: 10.1093/rof/rfab038.
6. Сорос Дж. Алхимия финансов. М.: ИНФРА-М, 2001. 416 с.
7. Matsushita R., Nobre I., Da Silva S. Beyond volatility: Using differential entropy to detect financial market regimes // *Chaos, Solitons and Fractals*. 2026. Vol. 202. Pt. 2. Art. 117553. DOI: 10.1016/j.chaos.2025.117553.
8. Regime-Switching volatility and risk quantification in South Asian and developed stock Markets: A Comparative perspective using Markov-Switching GARCH with MLE and MCMC estimations / H. Mushtaq, M. Ishtiaq, S. Jamal et al. // *The North American Journal of Economics and Finance*. 2026. Vol. 82. Art. 102576. DOI: 10.1016/j.najef.2025.102576.
9. Song Y., Huang J., Zhang Q., Xu Y. Heterogeneity effect of positive and negative jumps on the realized volatility: Evidence from China // *Economic Modelling*. 2024. Vol. 136. Art. 106745. DOI: 10.1016/j.econmod.2024.106745.
10. Marinescu I.-I., Mirza N., Horobet A., Belascu L. Hedging uncertainty: Bitcoin's asymmetric diversification benefits in factor-based portfolios // *The Quarterly Review of Economics and Finance*. 2025. Vol. 102. Art. 102015. DOI: 10.1016/j.qref.2025.102015.
11. Ястребова С. С. Инвестиционные стратегии российских инвесторов под воздействием новостных шоков: применение методики Event Study // *Проблемы экономики и юридической практики*. 2024. Т. 20. № 3. С. 152—161. DOI: 10.33693/2541-8025-2024-20-3-152-161.
12. Проскуряков А. Ю. Аспекты создания методологии управления цифровыми финансовыми активами // *Статистика и Экономика*. 2023. Т. 20. № 4. С. 44—54. DOI: 10.21686/2500-3925-2023-4-44-54.
13. Rieder M. J. How heterogeneous information induces market inefficiencies // *Journal of Behavioral and Experimental Finance*. 2025. Vol. 46. Art. 101052. DOI: 10.1016/j.jbef.2025.101052.
14. Ливермор Дж. Торговля акциями. Классическая формула тайминга, управления капиталом и эмоциями. СПб.: Питер, 2010. 304 с.
15. Asparouhova E., Bossaerts P., Yang W. Costly Information Acquisition in Decentralized Markets: Experimental Evidence // *Management Science*. 2024. Vol. 70. Iss. 12. Pp. 8833—8852. DOI: 10.1287/mnsc.2023.4976.
16. Tan Z., Wu Y. On Regime Switching Models // *Mathematics*. 2025. Vol. 13. Iss. 7. Art. 1128. DOI: 10.3390/math13071128.
17. Kwok S. A Consistent and Robust Test for Autocorrelated Jump Occurrences // *Journal of Financial Econometrics*. 2024. Vol. 22. Iss. 1. Pp. 157—186. DOI: 10.1093/jjfinec/nbac031.
18. Khashanah K., Chen J., Buckle M., Hawkes A. A new method for jump detection: analysis of jumps in the S&P 500 financial index // *Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics*. 2025. Vol. 74. Iss. 5. Pp. 1321—1339. DOI: 10.1093/jrsssc/qlaf025.
19. Chen J. Jump Clustering, Information Flows, and Stock Price Efficiency // *Journal of Financial Econometrics*. 2024. Vol. 22. Iss. 5. Pp. 1588—1615. DOI: 10.1093/jjfinec/nbae009.
20. Krauss C. Statistical arbitrage pairs trading strategies: Review and outlook // *Journal of Economic Surveys*. 2017. Vol. 31. Iss. 2. Pp. 513—545. DOI: 10.1111/joes.12153.
21. Thadewald T., Büning H. Jarque–Bera Test and its Competitors for Testing Normality – A Power Comparison // *Journal of Applied Statistics*. 2007. Vol. 34. Iss. 1. Pp. 87—105. DOI: 10.1080/02664760600994539.
22. Ghezal A., Balegh M., Zemmouri I. Markov-switching threshold stochastic volatility models with regime changes // *AIMS Mathematics*. 2024. Vol. 9. Iss. 2. Pp. 3895—3910. DOI: 10.3934/math.2024192.
23. Qu Z., Zhuo F. Likelihood Ratio-Based Tests for Markov Regime Switching // *The Review of Economic Studies*. 2021. Vol. 88. Iss. 2. Pp. 937—968. DOI: 10.1093/restud/rdaa035.
24. Feng Y., Zhang Y., Wang Y. Out-of-sample volatility prediction: Rolling window, expanding window, or both? // *Journal of Forecasting*. 2024. Vol. 43. Iss. 3. Pp. 567—582. DOI: 10.1002/for.3046.
25. Goyal A., Welch I., Zafirov A. A Comprehensive 2022 Look at the Empirical Performance of Equity Premium Prediction // *The Review of Financial Studies*. 2024. Vol. 37. Iss. 11. Pp. 3490—3557. DOI: 10.1093/rfs/hhae044.
26. Kelly B., Malamud S., Zhou K. The Virtue of Complexity in Return Prediction // *The Journal of Finance*. 2024. Vol. 79. Iss. 1. Pp. 459—503. DOI: 10.1111/jofi.13298.
27. Grant A., Mrazik M., Satchell S. Evaluating Forecasts at Multiple Horizons: An Extension of the Diebold–Mariano Approach // *Journal of Forecasting*. 2026. Vol. 45. Iss. 5. Pp. 2379—2392. DOI: 10.1002/for.70150.
28. Auer B. R., Schuhmacher F. Performance hypothesis testing with the Sharpe ratio: The case of hedge funds // *Finance Research Letters*. 2013. Vol. 10. Iss. 4. Pp. 196—208. DOI: 10.1016/j.frl.2013.08.001.
29. Cameron A. C., Miller D. L. A Practitioner's Guide to Cluster-Robust Inference // *Journal of Human Resources*. 2015. Vol. 50. Iss. 2. Pp. 317—372. DOI: 10.3368/jhr.50.2.317.
30. Андрианов Б. Смещение сложности моделей машинного обучения в условиях развивающегося рынка: пример России // *Мир перемен*. 2026. Спецвып. № 1. С. 81—100.

REFERENCES

1. Brusov P. N., Filatova T. V., Kulik V. L. Capital Asset Pricing Model (CAPM) 2.0: Account of Business and Financial Risk. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2024;28(2):128—142. DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-2-128-142.
2. Abramov A., Chernova M., Akhmetzyanov T. Evolution of Factor Pricing Models and Their Application in the Russian Financial Market. *Korporativnye finansy = Journal of Corporate Finance Research*. 2025;19(2):67—81. DOI: 10.17323/j.jcfr.2073-0438.19.2.2025.67-81.
3. Paseda O., Obademi O., Okanya O. et al. The capital asset pricing model (CAPM) after 60 years: Key insights, unresolved issues, and future directions. *Social Sciences & Humanities Open*. 2026;13:102256. DOI: 10.1016/j.ssaho.2025.102256.
4. Borisov A. Regime Tracking in Markets with Markov Switching. *Mathematics*. 2024;12(3):423. DOI: 10.3390/math12030423.
5. Cochrane J. H. Portfolios for Long-Term Investors. *Review of Finance*. 2022;26(1):1—42. DOI: 10.1093/rof/rfab038.
6. Soros G. The Alchemy of Finance. Moscow, INFRA-M, 2001. 416 p. (In Russ.)
7. Matsushita R., Nobre I., Da Silva S. Beyond volatility: Using differential entropy to detect financial market regimes. *Chaos, Solitons and Fractals*. 2026;202(2):117553. DOI: 10.1016/j.chaos.2025.117553.
8. Mushtaq H., Ishtiaq M., Jamal S. et al. Regime-Switching volatility and risk quantification in South Asian and developed stock Markets: A Comparative perspective using Markov-Switching GARCH with MLE and MCMC estimations. *The North American Journal of Economics and Finance*. 2026;82:102576. DOI: 10.1016/j.najef.2025.102576.
9. Song Y., Huang J., Zhang Q., Xu Y. Heterogeneity effect of positive and negative jumps on the realized volatility: Evidence from China. *Economic Modelling*. 2024;136:106745. DOI: 10.1016/j.econmod.2024.106745.
10. Marinescu I.-I., Mirza N., Horobet A., Belascu L. Hedging uncertainty: Bitcoin's asymmetric diversification benefits in factor-based portfolios. *The Quarterly Review of Economics and Finance*. 2025;102:102015. DOI: 10.1016/j.qref.2025.102015.
11. Yastrebova S. S. Investment Strategies of Russian Investors under the Exposure to News Shocks: Event Study Methodology. *Problemy ekonomiki i yuridicheskoi praktiki = Economic Problems and Legal Practice*. 2024;20(3):152—161. (In Russ.) DOI: 10.33693/2541-8025-2024-3-152-161.
12. Proskuryakov A. Yu. Aspects of Developing A Methodology for Managing Digital Financial Assets. *Statistika i Ekonomika = Statistics and Economics*. 2023;20(4):44—54. (In Russ.) DOI: 10.21686/2500-3925-2023-4-44-54.
13. Rieder M. J. How heterogeneous information induces market inefficiencies. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*. 2025;46:101052. DOI: 10.1016/j.jbef.2025.101052.
14. Livermore J. How to trade in stocks his own words: the Jesse Livermore secret trading formula for understanding timing, money management and emotional control. Saint Petersburg, Piter, 2010. 304 p. (In Russ.)
15. Asparouhova E., Bossaerts P., Yang W. Costly Information Acquisition in Decentralized Markets: Experimental Evidence. *Management Science*. 2024;70(12):8833—8852. DOI: 10.1287/mnsc.2023.4976.
16. Tan Z., Wu Y. On Regime Switching Models. *Mathematics*. 2025;13(7):1128. DOI: 10.3390/math13071128.
17. Kwok S. A Consistent and Robust Test for Autocorrelated Jump Occurrences. *Journal of Financial Econometrics*. 2024;22(1):157—186. DOI: 10.1093/jffinec/nbac031.
18. Khashanah K., Chen J., Buckle M., Hawkes A. A new method for jump detection: analysis of jumps in the S&P 500 financial index. *Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics*. 2025;74(5):1321—1339. DOI: 10.1093/jrsssc/qlaf025.
19. Chen J. Jump Clustering, Information Flows, and Stock Price Efficiency. *Journal of Financial Econometrics*. 2024;22(5):1588—1615. DOI: 10.1093/jffinec/nbae009.
20. Krauss C. Statistical arbitrage pairs trading strategies: Review and outlook. *Journal of Economic Surveys*. 2017;31(2):513—545. DOI: 10.1111/joes.12153.
21. Thadewald T., Büning H. Jarque–Bera Test and its Competitors for Testing Normality – A Power Comparison. *Journal of Applied Statistics*. 2007;34(1):87—105. DOI: 10.1080/02664760600994539.
22. Ghezal A., Balegh M., Zemmouri I. Markov-switching threshold stochastic volatility models with regime changes. *AIMS Mathematics*. 2024;9(2):3895—3910. DOI: 10.3934/math.2024192.
23. Qu Z., Zhuo F. Likelihood Ratio-Based Tests for Markov Regime Switching. *The Review of Economic Studies*. 2021;88(2):937—968. DOI: 10.1093/restud/rdaa035.
24. Feng Y., Zhang Y., Wang Y. Out-of-sample volatility prediction: Rolling window, expanding window, or both?. *Journal of Forecasting*. 2024;43(3):567—582. DOI: 10.1002/for.3046.
25. Goyal A., Welch I., Zafirov A. A Comprehensive 2022 Look at the Empirical Performance of Equity Premium Prediction. *The Review of Financial Studies*. 2024;37(11):3490—3557. DOI: 10.1093/rfs/hhae044.
26. Kelly B., Malamud S., Zhou K. The Virtue of Complexity in Return Prediction. *The Journal of Finance*. 2024;79(1):459—503. DOI: 10.1111/jofi.13298.
27. Grant A., Mrazik M., Satchell S. Evaluating Forecasts at Multiple Horizons: An Extension of the Diebold–Mariano Approach. *Journal of Forecasting*. 2026;45(5):2379—2392. DOI: 10.1002/for.70150.
28. Auer B. R., Schuhmacher F. Performance hypothesis testing with the Sharpe ratio: The case of hedge funds. *Finance Research Letters*. 2013;10(4):196—208. DOI: 10.1016/j.frl.2013.08.001.
29. Cameron A. C., Miller D. L. A Practitioner's Guide to Cluster-Robust Inference. *Journal of Human Resources*. 2015;50(2):317—372. DOI: 10.3368/jhr.50.2.317.
30. Andrianov B. The Shift in Machine Learning Model Complexity in an Emerging Market: the Case of Russia. *Mir Peremen = The World of Transformations*. 2026;S1:81—100. (In Russ.)

Статья поступила в редакцию 02.08.2026; одобрена после рецензирования 15.08.2026; принята к публикации 17.08.2026.
The article was submitted 02.08.2026; approved after reviewing 15.08.2026; accepted for publication 17.08.2026.