

Финансовые рынки

РЫНОК КРИПТОВАЛЮТ: СВЕРХРЕАКЦИЯ НА НОВОСТИ И СТАДНЫЕ ИНСТИНКТЫ

Марина МАЛКИНА, Вячеслав ОВЧИННИКОВ

Марина Юрьевна Малкина —
доктор экономических наук,
профессор кафедры экономической
теории и методологии, руководитель
Центра макро- и микроэкономики
Института экономики и предпринимательства,
Национальный исследовательский
Нижегородский государственный
университет им. Н. И. Лобачевского
(РФ, 603000, Нижний Новгород,
Университетский пер., 7).
E-mail: mmuri@yandex.ru

Вячеслав Николаевич Овчинников —
лаборант-исследователь Центра
макрэкономических исследований,
Научно-исследовательский финансовый институт
Министерства финансов РФ
(РФ, 127006, Москва, Настасьинский пер., 3);
младший научный сотрудник Центра
макро- и микроэкономики Института экономики
и предпринимательства, Национальный
исследовательский Нижегородский
государственный университет
им. Н. И. Лобачевского (РФ, 603000,
Нижний Новгород, Университетский пер., 7).
E-mail: ovchinnikov@nifi.ru

Аннотация

Целью настоящего исследования является изучение отдельных свойств криптовалютного рынка. Руководствуясь концепцией предполагаемой волатильности, авторы изучили свойство асимметрии реакции рынка на новости. На основе концепции реализованной волатильности проверена гипотеза о стадных инстинктах. Для тестирования свойств рынка использована целая комбинация методов — от анализа статистики поисковых запросов, интерпретируемых как прокси-переменная спроса на информацию со стороны «широкой толпы» и профессиональных участников рынка, до продвинутых моделей условной волатильности с переключением рыночных режимов (Markov-Switching GARCH-моделей) и гетерогенных авторегрессионных моделей реализованной волатильности (HAR-RV-J-моделей). В ходе исследования обнаружены разные типы асимметричной реакции рынка криптовалют на новостной фон. В период восходящего ценового ралли и перегрева рынка инвесторы намеренно избегали плохих новостей, в результате наблюдалась обратная (принятому эффекту рычага) асимметрия на рынке криптовалют. При нисходящем ралли, напротив, проявлялась избыточная реакция участников рынка на плохие новости. Кроме того, наблюдаемая в период низкой волатильности рынка асимметричная реакция на новости фактически исчезала по мере роста амплитуды колебаний доходности криптовалют. Поведение краткосрочных инвесторов на разных интервалах исследования также оказалось различным. Если в период поступательного роста рынка мелкие спекулянты скорее следовали собственным торговым стратегиям, то во время ажиотажа они заимствовали практики торговли самых крупных игроков. Отмечено, что с течением времени мелкие инвесторы уже в меньшей степени поддавались на провокации со стороны крупных игроков, что не позволило ралли 2019 года превзойти свой аналог образца 2017-го — как по амплитуде колебаний доходности, так и по его продолжительности.

Ключевые слова: криптовалюты, (не)эффективность рынка, сверхреакция на новости, эффект асимметрии, стадное поведение, эффект обучения.

JEL: G02, G14.

Введение

Рынок криптовалют — довольно молодой и весьма специфичный по своей структуре и организации финансовый рынок. С момента возникновения (в 2009 году) он пережил бурный рост (вплоть до декабря 2017-го), потом спад (с января 2018 года по январь-февраль 2019-го) и очередную волну подъема (с марта по июль 2019-го) и падения (с июля по ноябрь 2019 года), но уже меньшую по амплитуде. Отсутствие длинной истории пока затрудняет полноценный анализ рынка криптовалют. Однако уже сейчас можно проследить некоторые этапы его эволюции, в том числе связанные с развитием его институтов. Очевидно, эти процессы сопровождались трансформацией моделей поведения игроков криптовалютного рынка. Изучение этих моделей позволяет проверить ряд теорий поведенческих финансов, а также определить общее и особенное в функционировании рынка криптовалют в сравнении с другими финансовыми рынками.

В силу недоступности информации о решениях отдельных участников криптовалютного рынка его микроэкономический анализ представляется затруднительным. Поэтому о преобладающих моделях поведения мы можем судить на основе анализа динамики доходности рынка (которая, по всей видимости, отражает изменение спроса и предложения, а также совместных стратегий поведения игроков) в ее взаимосвязи с изменяющимся новостным фоном. Так, особый интерес представляет степень реакции игроков на положительные или отрицательные новости в разные периоды развития рынка (на восходящем или нисходящем тренде), проявление стадных инстинктов игроков при переходе от поступательного развития к рыночному ажиотажу, а также эффектов обучения при повторении бычьих и медвежьих трендов. Этим вопросам посвящено настоящее исследование.

Мы тестируем две гипотезы: об асимметричном влиянии новостей на рынок криптовалют (гипотеза 1) и о стадных инстинктах участников рынка (гипотеза 2).

Работа построена следующим образом. В первой части мы даем обзор литературы. Во второй анализируем исходные данные, представляя их описательную статистику, формулируем цель и гипотезы исследования. В третьей описаны разнообразные методологические подходы к анализу эффекта асимметрии и стадных инстинктов на криптовалютном рынке. В четвертой обсуждаются результаты проведенного исследования и формулируются выводы.

1. Обзор литературы

В настоящее время можно выделить несколько направлений анализа криптовалютного рынка. Так, в работе [Столбов, 2019]

все исследования разделены на три группы: (1) анализирующие свойства криптовалют как финансового актива и особенности ценообразования на криптовалютном рынке; (2) оценивающие взаимосвязь рынка криптовалют с другими финансовыми рынками; (3) изучающие криптовалюты как особый вид денег, а также их связь с монетарной политикой и финансовой стабильностью.

Рассматривая поведение игроков на криптовалютном рынке, исследователи руководствуются фундаментальными положениями классической теории финансов, а также опираются на современные концепции поведенческих финансов, объясняющие, как участники рынка интерпретируют информацию и реагируют на нее. В связи с этим особый интерес представляет анализ эффективности/неэффективности рынка криптовалют.

Ряд исследователей представили различные доказательства неэффективности рынков криптовалют. В качестве так называемых стилизованных фактов неэффективности криптовалютных рынков разные авторы называют асимметричность в распределениях доходностей и реакций на новости, мультифрактальность и присутствие феномена долговременной памяти [Al-Yahyaee et al., 2018].

В частности, авторы [Jiang et al., 2018] с использованием метода скользящего окна и нового индекса эффективности обнаружили присутствие эффекта долговременной, или долгосрочной, памяти (long memory) на рынке биткойнов в декабре 2010 — ноябре 2017 года. Наличие долгосрочных зависимостей в изменении доходности подрывает гипотезу о слабой эффективности рынка [Fama, 1970], согласно которой текущие цены полностью отражают всю прошлую информацию, поэтому будущие значения доходности не могут быть спрогнозированы на основе прошлых.

Авторы исследования [Al-Yahyaee et al., 2018] диагностировали наличие мультифрактальности и длительной памяти на рынке криптовалют с помощью метода MF-DFA (мультифрактального флуктуационного анализа). Согласно сделанным ими выводам с середины 2010 до конца 2017 года наибольшую неэффективность из четырех основных криптовалют демонстрировал биткойн. Неэффективность рынков криптовалют была обнаружена также в работе [Gurdgiev, O'Loughlin, 2020], где утверждается, что для этих рынков скорее подтверждаются гипотезы фрактальных и адаптивных рынков.

Моделирование волатильности доходности криптовалют с использованием семейства GARCH-моделей (S-GARCH, I-GARCH и T-GARCH) позволило некоторым авторам, например [Gyamerah, 2019], идентифицировать эффекты кластеризации волатильности на рынке криптовалют, а также аномальное (асимметричное и островеершинное) распределение их доходностей, наличие в рас-

пределении эффекта толстых хвостов. В частности, такие аномалии были обнаружены на рынке биткойнов в 2014 — августе 2019 года.

Асимметрия финансового рынка проявляется также в его различных реакциях на хорошие и плохие новости, что, собственно, и выражается в различной волатильности доходности. Как известно, для большинства фондовых активов, в частности акций, характерно более сильное влияние негативных новостей на условную вариацию доходности, чем позитивных. Этот феномен получил название эффекта леввереджа на фондовом рынке [Christie, 1982]. Между тем в ряде исследований криптовалютного рынка обнаружена противоположная (общепринятой) асимметрия. Оказалось, что положительные новости оказывают большее влияние на его волатильность, чем отрицательные.

Эффект обратной асимметрии был объяснен исследователями присутствием на растущем криптовалютном рынке большего количества мелких инвесторов, лишенных инсайдерской информации и представления о фундаментальной стоимости активов, тогда как на падающем рынке преобладают профессиональные инвесторы, как правило, лучше информированные и торгующие большими пакетами [Baur, Dimpfl, 2018]. Именно неинформированным инвесторам свойственна демонстрация разного рода поведенческих аномалий, таких как синдром упущенной выгоды (fear of missing out), схема «накачать и сбросить» (pump and dump schemes) и эффект диспозиции (disposition effect) — стремление продавать выросшие в цене активы и сохранять упавшие. Эти аномалии и создают дополнительный рыночный шум во время позитивного новостного шока.

Эффект обратной асимметрии был обнаружен в период с 28 апреля 2013 года по 8 августа 2018-го для большинства криптовалют за исключением биткойна и эфира [Baur, Dimpfl, 2018], что позволило авторам сделать заключение о присутствии на рынках двух наиболее торгуемых криптовалют большего числа профессиональных инвесторов, чем на других криптовалютных рынках. Присутствие обратной (фондовому рынку) асимметричной реакции большинства криптовалют на новости, по мнению [Cheikh et al., 2019], сближает этот рынок с рынком золота. Из этого делается вывод, что криптовалюты могут использоваться в качестве безопасных убежищ (гаваней) при инвестировании.

Другими свидетельствами неэффективности рынка криптовалют являются сверхреакция биткойна на резкое изменение его доходности, обнаруженная с использованием квантильного авторегрессионного подхода [Chevapatrakul, Mascia, 2019], и присутствие на рынке биткойнов в 2014–2017 годах так называемого эффекта Тейлора [Takaishi, Adachi, 2018]. Это указывает на то, что

поведение доходности на рынке криптовалют отличается от процесса случайного блуждания и на нем присутствует асимметрия.

Несмотря на многочисленные доказательства неэффективности рынка криптовалют, в некоторых исследованиях была подтверждена растущая со временем эффективность этих рынков [Urquhart, 2016], хотя этот рост для отдельных валют оказался поступательным, а для других — циклическим [Sensoy, 2019]. В работе [Vidal-Tomás, Ibañez, 2018] сделан вывод, что наблюдаемая растущая эффективность рынка биткойна относительно его собственных событий в то же время сопровождается его неэффективностью относительно изменений денежно-кредитной политики.

Некоторые ученые исследовали инвестиционные свойства криптовалют. Так, слабая корреляция доходности криптовалют с доходностью основных финансовых активов (прежде всего акций) дала основание утверждать, что эти валюты могут использоваться для диверсификации инвестиционных портфелей. Отличная от обычных активов реакция биткойна на хорошие и плохие новости позволила рекомендовать его не склонным к риску инвесторам в качестве инструмента хеджирования [Dyhrberg, 2016]. Схожесть инвестиционных свойств криптовалют со свойствами некоторых официальных валют (японской иены, швейцарского франка, китайского юаня) и инвестиционных товаров (сырой нефти, золота) привела к утверждению, что они могут выполнять роль тихих гаваней (safe haven) портфельного инвестирования [Bouri et al., 2019b]. Другие исследователи, напротив, рассматривали рынок криптовалют с точки зрения формирования спекулятивного пузыря на нем. В таком случае криптовалюты скорее являются спекулятивной инвестицией [Corbet et al., 2018], чем инструментом хеджирования портфелей.

Ученые, изучающие влияние новостного фона на рынок криптовалют, проводят разграничение между фундаментальными новостями, связанными с институционализацией данного рынка, новостями об изменении регулирования финансовых рынков вообще и текущим новостным шумом, формирующимся вокруг рынка криптовалют (вбросами частной информации). Так, в исследовании влияния поисковых запросов в Google Trends и Wikipedia на цену биткойна [Kristoufek, 2013] был обнаружен асимметричный рост интереса к валюте, когда ее значение выше трендового.

В заключение обзора представим также исследования, в которых изучалось проявление стадных инстинктов на рынке криптовалют. Стадный тип поведения (herding behavior) основан на копировании решений других игроков без анализа фундаментальных основ стоимости валюты. Шумовая торговля, основанная на рыночных сентиментах, порождает дополнительную волатиль-

ность рынка. Поэтому стадное поведение чаще обнаруживается в период рыночной волатильности и меньше проявляется в периоды относительной стабильности или поступательного движения цен. Между тем в работе [Kallinterakis, Wang, 2019] обнаружено большее проявление стадного эффекта, а также больших объемов дневных торгов как при бычьем тренде криптовалютного рынка, так и при его низкой волатильности. Другие ученые обнаружили, что стадное поведение более характерно для периода рыночной неопределенности [Bouri et al., 2019a].

Особую роль в проявлении стадности играет способ получения информации о состоянии рынка его игроками. Так, в работе [Gurdgiev, O'Loughlin, 2020] на основе контент-анализа чата Bitcointalk.org построен индекс рыночных сантиментов. В исследовании подтверждено его позитивное влияние на рыночную стоимость криптовалют, но в то же время обнаружена асимметричная реакция толпы при бычьем и медвежьем трендах. Авторы также пришли к выводу, что на рынках криптовалют помимо стадных настроений имеет место и другая аномалия — эффект якорения (привязки к общему движению фондового рынка).

Настоящая работа дополняет спектр рассмотренных выше исследований с нескольких сторон.

Во-первых, мы анализируем динамику рынка криптовалют во взаимосвязи со значимыми институциональными изменениями и сопутствующим им новостным фоном. Включение в исследование длинного хронологического периода (с ноября 2014 года до ноября 2019-го) позволило охватить разные этапы развития рынка криптовалют, а также оценить более поздние его колебания, как правило, происходившие при негативном новостном фоне, который мало учитывался в предшествующих исследованиях.

Во-вторых, мы уделяем особое внимание эффекту асимметрии в реакции криптовалютного рынка на новости. Мы попытались ответить на вопрос, какой новостной фон, хороший или плохой, в большей степени формирует колебания криптовалютного рынка и как это связано с этапами его развития. При этом мы использовали целую комбинацию методологических приемов — от скользящей автокорреляционной функции доходности и статистики поисковых запросов Google Trends и Wikipedia Page Views до вполне продвинутых моделей условной волатильности с переключением рыночных режимов (Markov-Switching GARCH-моделей).

В-третьих, мы ставим задачу проследить трансформацию стадных инстинктов участников рынка криптовалют. Нас интересует, насколько мелкие инвесторы склонны заимствовать практики торговли более крупных агентов в период ажиотажа и способны ли они пересматривать свое поведение по мере накопления

практического опыта и знаний. Для этого мы оценили гетерогенные авторегрессионные модели реализованной волатильности (HAR-RV-J-модели).

2. Данные исследования

В качестве исходных данных мы использовали статистику цен на четыре основные криптовалюты: биткойн, лайткойн, эфир и риппл. Во-первых, мы брали дневные цены (закрытия) криптовалют за период с 22 ноября 2014 года по 17 ноября 2019-го — всего 1822 наблюдения для каждого из активов (за исключением эфира, для которого количество наблюдений составило 1563)¹. Во-вторых, мы обратились к пятиминутным ценам (закрытия) биткойна за аналогичный период, получив в итоге 524 500 наблюдений².

На рис. 1 представлена дневная динамика цены биткойна³ в контексте значимых событий (макро- и микроуровней) и сопутствующего им информационного фона.

В целом очевидна однонаправленность новостей (позитивные либо негативные) и движения цены биткойна. Еще до января 2017 года его цена не превышала 1 тыс. долл., однако вскоре последовал молниеносный скачок цен на криптовалюту, так что к ноябрю 2017-го рыночная стоимость биткойна выросла более чем в десять раз, а к концу года — практически в двадцать. В первые месяцы 2018 года она резко упала, в основном под влиянием негативных новостей, таких как запрет на рекламу биткойна в социальных сетях и поисковых системах (Facebook, Google, Twitter), беспокойство властей Южной Кореи (одного из ведущих рынков обращения криптовалют) по причине иррационального роста стоимости криптовалюты и перегрева рынка, попытки американских регуляторов централизовать деятельность криптовалютных бирж. К январю 2019 года цена биткойна достигла дна в 3 тыс. долл. с последующим восстановительным ростом до 10 тыс. долл. и новым откатом.

О существенном влиянии новостного фона свидетельствуют также колебания рынка биткойна в ответ на диаметрально противоположные по содержанию словесные интервенции Facebook: от блокировки рекламы в январе 2018 года, что спровоцировало снижение стоимости биткойна, до анонсирования владельцами социальной сети создания собственной криптовалюты Libra в июне 2019-го, что привело к росту цены биткойна.

¹ Дневные данные цен на криптовалюты взяты с портала Yahoo Finance. <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

² <https://bitcoincharts.com>.

³ Визуализацию динамики других криптовалют мы проигнорировали с целью экономии пространства.

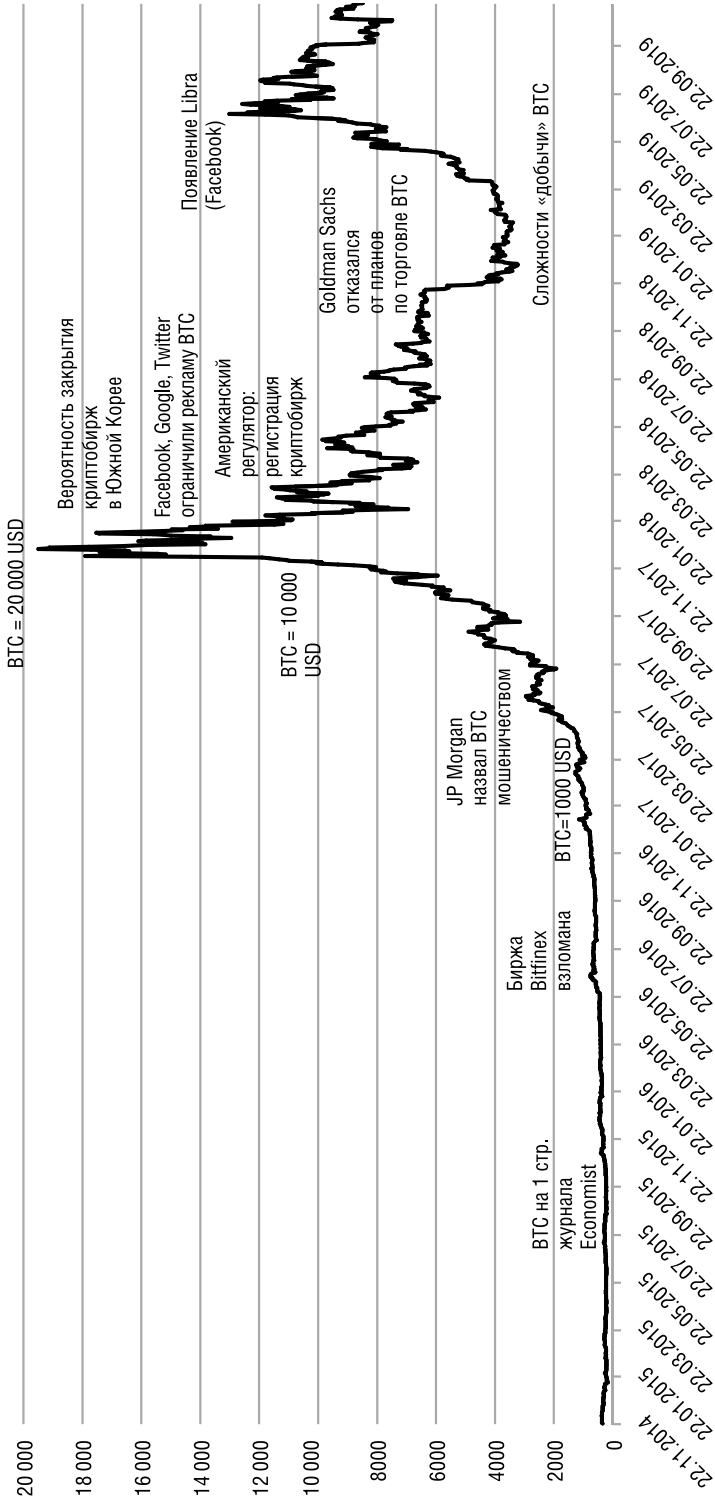


Рис. 1. Динамика цены биткойна (долл.)

Источник: <https://99bitcoins.com/bitcoin/historical-price/>.

Мы использовали доходность ключевых криптовалют, рассчитанную на основе логарифмической шкалы цен:

$$y_t = \ln \frac{p_t}{p_{t-1}},$$

где p_t — цена на криптовалютный актив в момент t . В табл. 1 представлена описательная статистика этой доходности.

Т а б л и ц а 1

**Описательная статистика доходности основных криптовалют,
ноябрь 2014 — ноябрь 2019 года**

Статистика	Биткойн (дневные цены)	Биткойн (пяти- минутные цены)	Лайткойн	Эфир	Риппл
Среднее	0,002	0	0,002	0,003	0,002
Медиана	0,002	0	–0,001	–0,001	–0,003
Максимальное	0,225	0,085	0,511	0,410	1,027
Минимальное	–0,238	–0,208	–0,515	–1,303	–0,616
Коэффициент вариации	21,556	—	29	24,067	34
Асимметрия	–0,321	–1,610	0,694	–3,428	2,930
Экссесс	8,362	132,411	16,597	73,732	45,101
Q-тест	20,337*	—	29,070*	22,831*	48,205*
Число наблюдений	1822	524 500	1822	1563	1822

Примечание. * — статистика значима на уровне $p < 0,01$.

Источники: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>; <https://bitcoincharts.com>.

Анализ описательной статистики доходности криптовалют позволяет сделать несколько заключений. С одной стороны, только биткойн демонстрировал незначительную положительную медиану доходности, к тому же для него была характерна минимальная среди прочих криптовалют нормированная вариация доходности. С другой стороны, функции распределения доходностей всех криптовалют характеризуются избыточным эксцессом (островершинностью), а также левосторонней (для биткойна и эфира) или правосторонней (для лайткойна и риппла) асимметрией.

Далее мы проследили автокорреляцию доходностей криптовалют, прибегая к использованию Q-теста Льюнга — Бокса ($p < 0,01$). Оценив регрессии доходностей криптовалют на константу, мы обнаружили явные следы ARCH-эффектов в исследуемых рядах динамики⁴. Верификация этих свойств рядов доходностей позволила нам впоследствии перейти к оценке моделей условной волатильности (GARCH-моделей).

Как отмечалось ранее, динамика цен на криптовалюты была весьма неоднородной: за ростом разной интенсивности следовали падения разной амплитуды. Игнорирование этой особенности

⁴ Представление результатов LM-теста пропущено с целью экономии пространства.

рынка привело бы к смещенным оценкам GARCH-моделей и упрощенным выводам. По этой причине мы осуществили тестирование дневного ряда динамики цены биткойна на наличие множественных точек структурных разрывов (structural breaks)⁵. Первая точка структурного разрыва пришлась на 30 октября 2017 года. Она ознаменовала начало первого (большого) восходящего ралли криптовалютного рынка. Вторым переломным моментом стало 17 декабря 2017 года, когда был достигнут пик цены биткойна. Период с 18 декабря 2017 года по 17 февраля 2019-го характеризовался большим медвежьим трендом и достижением локального ценового дна биткойна (третьей точки разрыва). Четвертая точка разрыва пришлась на 10 июля 2019 года, а промежуток с 18 февраля по 10 июля соответствовал малому восходящему ралли криптовалютного рынка. Наконец, после 10 июля 2019 года последовала очередная коррекция рынка.

Объединяя три периода взлета рынка и два периода нисходящей динамики, мы разделили общий временной ряд (с ноября 2014 года по ноябрь 2019-го) на два отрезка (восходящее и нисходящее ралли), для которых далее тестировалась гипотеза 1 (на наличие эффектов асимметрии рынка).

Для верификации гипотезы 2 (о стадных инстинктах рынка) мы разделили общий ряд динамики цен биткойна на промежуток до ажиотажа (до января 2017 года) и период рыночного ажиотажа (после января 2017-го). Кроме того, учитывая динамические свойства рынка и накопление его участниками эмпирического опыта (в процессе обучения), мы протестировали аналогичную гипотезу и для двух других подпериодов: большого бычьего и медвежьего ралли (октябрь 2017 — февраль 2019 года) и малого бычьего и медвежьего ралли (февраль — ноябрь 2019 года).

3. Методология исследования

В этой части статьи мы коснемся совокупности методологических приемов, способных математически строго описать свойства рынка криптовалют.

Гипотеза 1 (асимметрия реакции рынка на новости)

В качестве прокси-переменных хороших и плохих новостей будем использовать прошлые значения доходности актива, полагая,

⁵ Тестирование выполнялось путем оценки смещения в среднем значении логарифма дневной цены биткойна. При этом оптимальное количество точек структурных разрывов (в этом случае их количество равнялось четырем) выбиралось на основе нахождения минимумов информационного критерия Байеса (BIC). Подробные результаты теста пропущены по причине экономии пространства.

что $y_{t-1} > 0$ эквивалентно появлению хороших новостей на рынке, а $y_{t-1} < 0$ — плохих.

Выявление асимметрии реакции рынка, согласно [Cont, 2001], сводится к оценке нелинейной скользящей автокорреляционной функции доходностей финансового актива:

$$\mathcal{L}_\tau = \text{corr}\{y_{t+\tau}^2, y_t\}, \quad (1)$$

где y_t — логарифм рыночной доходности актива в момент t , $y_{t+\tau}^2$ — квадрат логарифма доходности аналогичного актива через τ периодов.

Так как y_t можно выразить в виде произведения $\sigma_t^2 \cdot \epsilon_t$, где σ_t^2 — ненаблюдаемая вариация доходности актива в момент t , а ϵ_t — нормально распределенная случайная величина с нулевым средним и единичной дисперсией — $N(0, 1)$, то именно $y_{t+\tau}^2$ принимается в качестве прокси $\sigma_{t+\tau}^2$.

Если автокорреляционная функция характеризуется отрицательными уровнями при малых τ и стремится к нулю при τ , стремящемся к бесконечности, это означает следующее: чем выше текущая доходность актива, тем ниже ее последующая вариация. В этом случае принято говорить о прямой асимметрии (или так называемом эффекте рычага, leverage effect) и доминанте влияния плохих новостей на анализируемом рынке. И наоборот (здесь и далее мы называем асимметрию реакции рынка на новости просто асимметрией).

Тестирование свойств криптовалютного рынка осуществляется также на основе семейства асимметричных спецификаций GARCH-моделей (E-GARCH, GJR-GARCH, T-GARCH).

Для E-GARCH-модели оценивается уравнение вида [Nelson, 1991]

$$\ln(h_t) = \alpha_0 + \alpha_1(|\eta_{t-1}| - E[|\eta_{t-1}|]) + \alpha_2\eta_{t-1} + \beta \ln(h_{t-1}), \quad (2)$$

где h_t — условная вариация ряда доходности (y_t), $E[|\eta_{t-1}|]$ — математическое ожидание величины $\eta_{t-1} = \frac{y_{t-1}}{h_{t-1}^{1/2}} (N(0, 1))$. Параметр α_2 отвечает за эффект новостной асимметрии. Если $\alpha_2 < 0$, наблюдается доминирующее влияние плохих новостей, то есть на анализируемом рынке имеет место традиционная асимметрия. В обратном случае отмечается доминирование позитивных новостей и имеет место обратная асимметрия.

Для GJR-GARCH-модели [Glosten et al., 1993]

$$h_t = \alpha_0 + (\alpha_1 + \alpha_2 \mathbb{I}_{\{y_{t-1} < 0\}})y_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}, \quad (3)$$

где $\mathbb{I}_{\{y_{t-1} < 0\}}$ — индикаторная функция, принимающая единичное значение при $y_{t-1} < 0$. Здесь, как и в уравнении (2), параметр

α_2 демонстрирует эффект асимметрии. Однако в этой модели он интерпретируется противоположным образом. Если $\alpha_2 > 0$, можно сделать вывод о доминирующем влиянии плохих новостей, в обратном случае — о доминировании позитивных новостей и обратной асимметрии.

Для T-GARCH-модели [Zakoian, 1994]

$$h_t^{1/2} = \alpha_0 + (\alpha_1 \mathbb{I}_{\{y_{t-1} > 0\}} + \alpha_2 \mathbb{I}_{\{y_{t-1} < 0\}}) y_{t-1} + \beta h_{t-1}^{1/2}, \quad (4)$$

где $\mathbb{I}_{\{y_{t-1} < 0\}}$ — индикаторная функция, принимающая единичное значение при $y_{t-1} < 0$. Действие эффекта асимметрии в T-GARCH-модели описывается соотношением вида $\Delta\alpha = (\alpha_2 - \alpha_1)$. Если $\Delta\alpha > 0$, негативный новостной фон формирует сравнительно большую волатильность рынка (имеет место традиционная асимметрия), и наоборот.

Между тем интересующие нас параметры GARCH-моделей могут зависеть от того или иного рыночного режима или значения ненаблюдаемой целочисленной величины s_t , определенной в дискретном пространстве $\{k = 1, \dots, K\}$ [Ardia et al., 2019]. Если под s_t подразумевать однопорядковую эргодическую марковскую цепь (Markov-Switching GARCH-модель), то персистентность режимов и их переключение описывается следующей матрицей переходных вероятностей (P) размерностью $K \times K$:

$$P = \begin{bmatrix} p_{1,1} & \cdots & p_{1,K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{K,1} & \cdots & p_{K,K} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

где $p_{i,j} = P[s_t = i | s_{t-1} = j]$ — вероятность перехода из режима $s_{t-1} = j$ в режим $s_t = i$.

Оценивание GARCH-моделей предполагает наложение ограничений на плотность распределения нормированных доходностей (η_t). Наиболее подходящим кандидатом, учитывая ранее отмеченные описательные свойства рядов динамики, представляется асимметричное t -распределение Стьюдента.

Для оценивания одnoreжимной GARCH-модели мы использовали метод максимального правдоподобия, оценивание много-режимных моделей выполнялось байесовским путем (с применением численного алгоритма Монте-Карло по схеме марковской цепи — MCMC).

Наконец, на основе смоделированных оценок условной вариации мы построили кривые, описывающие асимметричное влияние новостного фона на волатильность рынка криптовалют (далее NICs, News Impact Curves), а также визуализировали сглаженные вероятности (smoothed probabilities) перехода рынка из одного состояния в другое.

Гипотеза 2 (стадные инстинкты рынка)

При проверке гипотезы 2 мы основывались на концепции реализованной волатильности и использовали высокочастотные данные (пятиминутные цены закрытия).

Согласно [Corsi, 2009] интегрированная вариация доходности финансового актива за день (IV_d) может быть приближена (при высокой частотности выборочных данных) к сумме квадратов его внутридневных доходностей. Тогда реализованная волатильность доходности актива за день RV_d равна

$$RV_d = \sqrt{IV_d} = \sqrt{\sum_{j=1}^N y_j^2}, \quad (6)$$

где j — внутридневной интервал продолжительностью Δ (в нашем случае пять минут), $j = 1, \dots, N$. N — общее количество внутридневных интервалов. Недельная (RV_w) и месячная (RV_m) реализованные волатильности рассчитываются как простые средние арифметические из дневных значений.

Выделение дневной, недельной и месячной волатильностей связано с тем, что криптовалютный рынок, как и любой другой финансовый рынок, может быть гетерогенен с точки зрения состава участников и горизонта инвестиционных решений агентов. Согласно гипотезе о гетерогенности рынка (Heterogeneous Market Hypothesis) [Muller et al., 1997] на нем могут присутствовать как мелкие внутридневные спекулянты (поведение которых продуцирует дневную волатильность), так и инвесторы с недельным горизонтом планирования (влияющие на недельную волатильность), и крупные институциональные игроки, корректирующие свои торговые позиции на ежемесячной основе (определяющие месячную волатильность рынка). Свойство асимметричности распределения волатильности (asymmetric propagation of volatility) означает, что долгосрочная волатильность влияет на поведение внутридневных и внутринедельных спекулянтов, порождая так называемый каскад волатильности (volatility cascade), а обратное неверно [Corsi et al., 2010].

Тогда лог-нормальная модель будущей дневной реализованной волатильности (HAR(3)-RV-модель) имеет вид:

$$\begin{aligned} \log(RV_{d+1}) = & \beta_0 + \beta_d \log(RV_d) + \\ & + \beta_w \log(RV_w) + \beta_m \log(RV_m) + \varepsilon_{d+1}, \end{aligned} \quad (7)$$

где RV_d — авторегрессионная компонента модели, RV_w и RV_m представляют иерархическую компоненту модели, $\beta_0, \beta_d, \beta_w, \beta_m$ — оцениваемые параметры регрессии, ε_{d+1} — случайная ошибка.

Следует отметить, что условие (6) может быть нарушено (иными словами, RV уже не является состоятельной оценкой $\sqrt{IV}$), когда высокочастотный ряд динамики содержит так называемые скачки доходности [Andersen et al., 2007]. Сам скачок формально может быть выражен через оценку BV (bipower variation) [Corsi et al., 2010]. Эта оценка удобна тем, что при увеличении частоты данных ($\Delta \rightarrow 0$) BV_d сходится к интегрированной вариации доходности актива за день ($\sqrt{IV_d}$). Отсюда максимальная внутридневная разница между RV_d и BV_d и есть скачок J_d :

$$J_d \equiv \max\{RV_d - BV_d, 0\}. \quad (8)$$

Так как слева разница между RV_d и BV_d ограничена нулем, J_d всегда положителен.

В модели реализованной волатильности скачки могут рассматриваться в качестве самостоятельной компоненты, так получаем HAR(3)-RV-J-модель:

$$\begin{aligned} \log(RV_{d+1}) = & \beta_0 + \beta_d \log(RV_d) + \beta_w \log(RV_w) + \\ & + \beta_m \log(RV_m) + \beta_J J_d + \varepsilon_{d+1}. \end{aligned} \quad (9)$$

Описанные выше HAR(3)-RV- и HAR(3)-RV-J-модели оцениваются методом наименьших квадратов (МНК) с поправкой Ньюи — Веса на автокорреляцию и гетероскедастичность случайных ошибок.

4. О чем говорит статистика настроений

Помимо описанного строгого математического аппарата для выявления эффекта новостной асимметрии мы воспользовались и более тривиальным подходом, основанным на анализе статистики поисковых запросов. Эта информация интерпретировалась как прокси-переменная спроса на информацию со стороны инвесторов и «широкой толпы». Так, если спрос на информацию сравнительно выше в период бычьего тренда на рынке криптовалют (положительный новостной фон характеризуется $y_{t-1} > 0$), то с некоторой условностью можно констатировать присутствие эффекта обратной асимметрии.

В первую очередь мы обратились к индексам объема поисковых запросов (search volume indexes, SVI) ключевых слов *bitcoin price*, *litecoin price*, *ethereum price*, *ripple price*, предоставляемых Google Trends. В качестве еще одной важной метрики мы использовали статистику посещений/просмотров страниц Bitcoin, Litecoin, Ethereum, Ripple, предоставляемую Wikipedia (Wikipedia Page Views, WPV). Оба показателя, SVI и WPV, брались в помесечной презентации за последние пять-шесть лет, то есть за 2014/2015–2019 годы (рис. 2а, 2б).

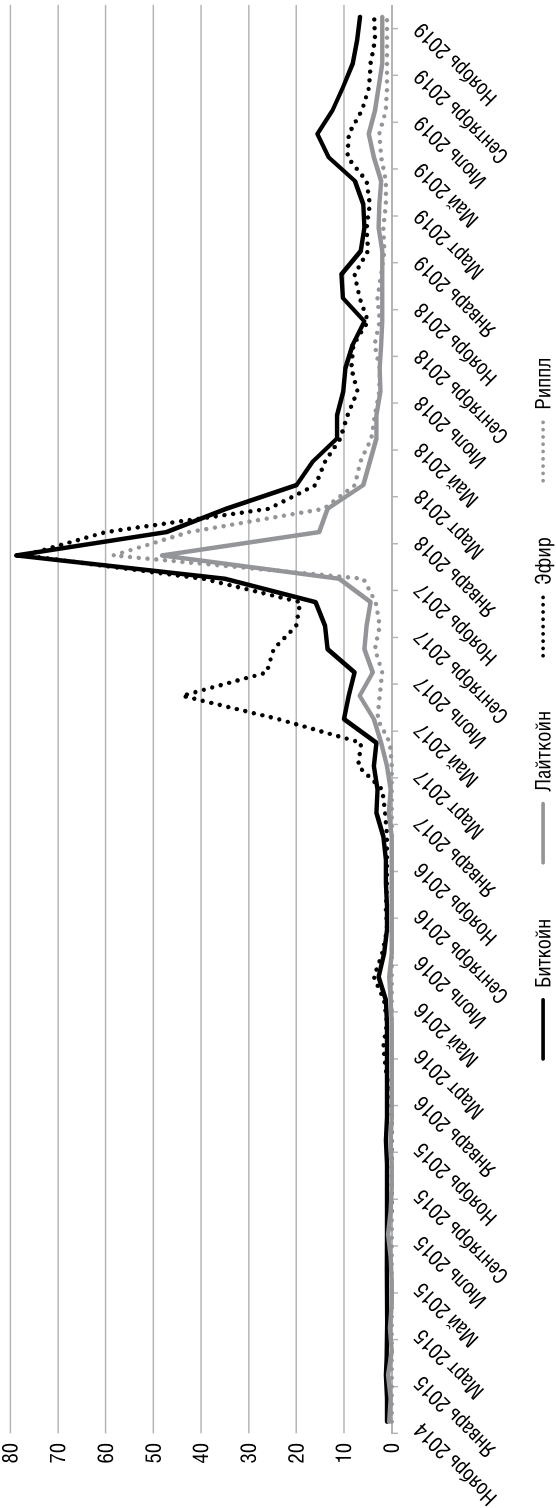
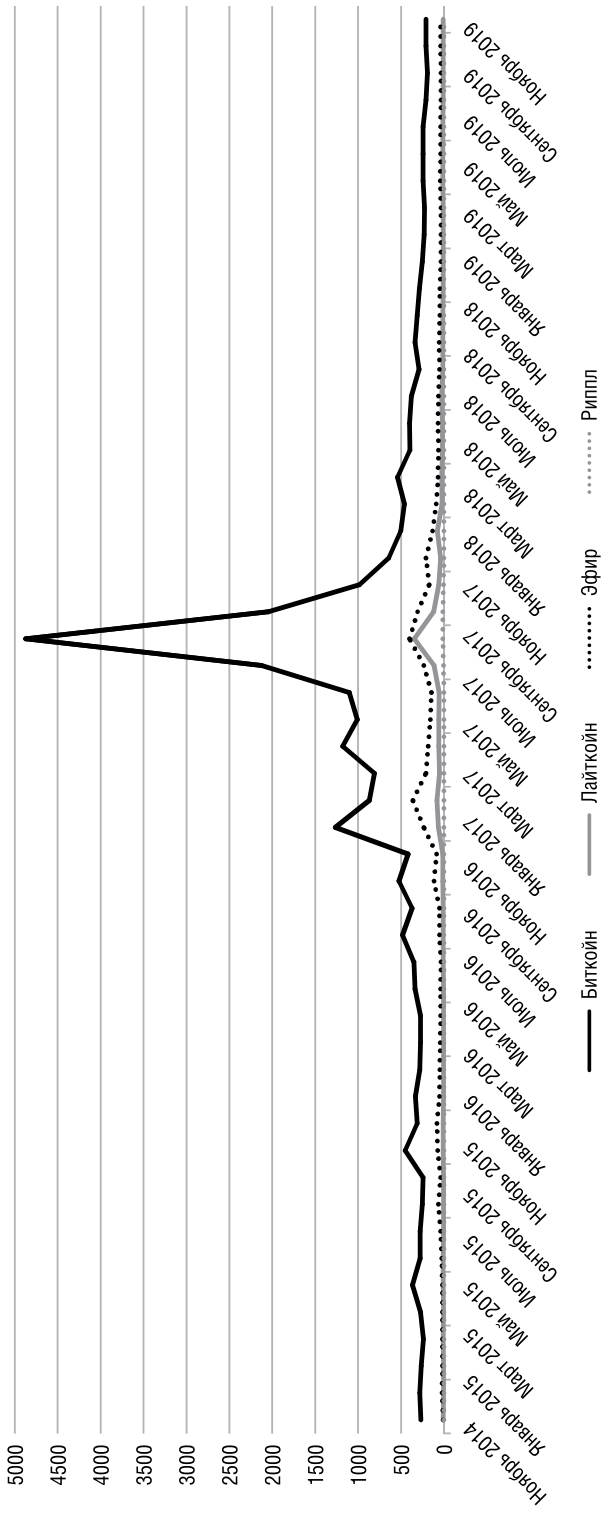


Рис. 2а. Статистика интереса к криптовалютам, SVI (баллы)

Источник: <https://trends.google.com/>.

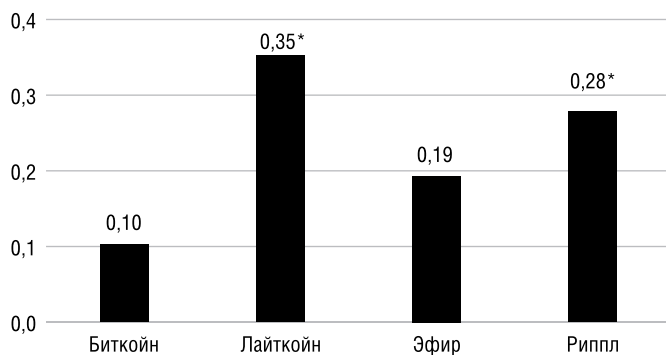


Источник: <https://tools.wmflabs.org/pageviews/>.

Рис. 2b. Статистика интереса к криптовалютам, WPU (тыс. просмотров)

На основе одновременного анализа рис. 1, 2а и 2б можно утверждать, что сетевой спрос на информацию о криптовалютах тесно коррелировал с динамикой их цен. Действительно, скачок цен в последние месяцы 2017 года сопровождался ростом интереса к криптовалютам, а последовавшее затем нисходящее ралли привело к противоположной реакции — затуханию спроса на информацию. Примечательно и то, что, по данным SVI, биткойн не всегда был в центре внимания среди всей совокупности анализируемых нами криптовалют. В отдельные периоды (с марта по ноябрь 2017 года) чаще встречались запросы о более дешевой и динамично развивающейся криптовалюте — эфире.

На рис. 3 представлены оценки линейного коэффициента корреляции Пирсона для рядов динамики: доходность и информационный спрос на криптовалюты (SVI). Положительное значение коэффициентов корреляции указывает на то, что по мере роста доходности криптовалютных активов интерес к ним рос, и свидетельствует о проявлении эффекта обратной асимметрии на криптовалютных рынках. Вместе с тем мы видим некоторую внутреннюю неоднородность рынка: каждая криптовалюта демонстрирует свой специфический поведенческий паттерн. Если для биткойна и эфира корреляционные коэффициенты остались за границей статистической значимости, то в случае двух других криптовалют оценки корреляций преодолели 5-процентный статистический рубеж.



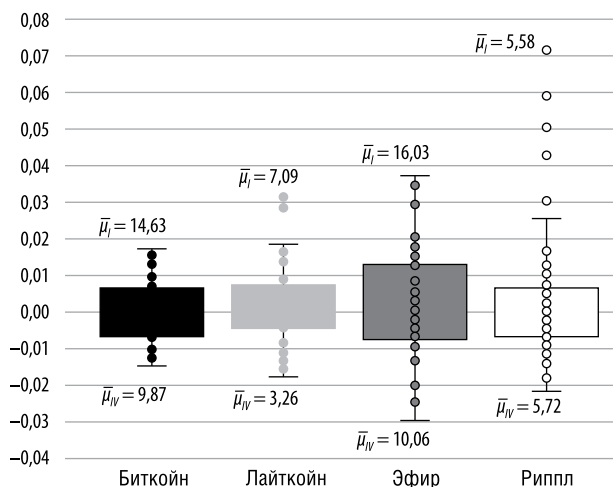
Примечание. * — коэффициент статистически значим на уровне $p < 0,05$.

Источники: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>; <https://trends.google.com/>.

Рис. 3. Корреляция доходности криптовалют и спроса на релевантную информацию (SVI)

Для верификации гипотезы о существовании эффекта асимметрии и его характере мы также оценили размах в средних значениях спроса на информацию, присущих верхнему и нижнему квартилям доходности криптовалют ($\bar{\mu}_I$ и $\bar{\mu}_{IV}$). Если спрос на информацию сравнительно выше в период отрицательных доходностей (плохих

новостей), или $\bar{\mu}_{IV} > \bar{\mu}_I$, можно говорить о традиционной асимметрии рынка. Если же спрос на информацию выше в период положительных доходностей (хороших новостей), или $\bar{\mu}_I > \bar{\mu}_{IV}$, можно сделать заключение о присутствии обратной асимметрии на криптовалютном рынке. Результаты представлены на рис. 4.



Примечание. $\bar{\mu}_I$ и $\bar{\mu}_{IV}$ измерены в баллах.

Источники: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>; <https://trends.google.com/>.

Рис. 4. Спрос на релевантную информацию (SVI) по квартилям доходности криптовалют (ось ординат)

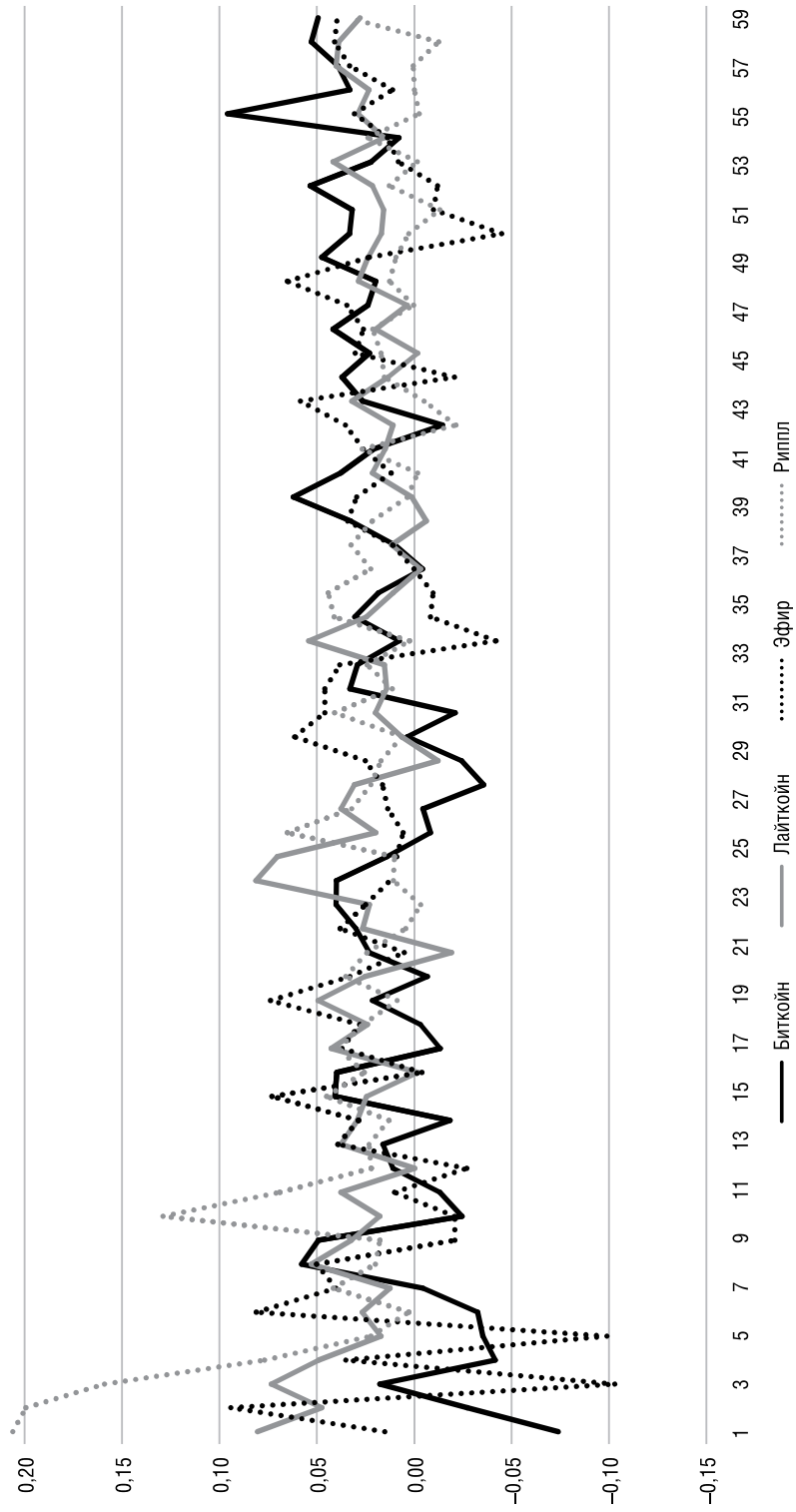
Для биткойна, лайткойна и эфира межквартильный размах в динамике спроса на информацию действительно был положительным — инвесторы (потенциальные и фактические) интересовались взлетами доходности более охотно, чем их падениями, однако назвать этот размах существенным было бы опрометчиво. Так, для верхнего квартиля доходности биткойна среднее значение SVI составило около 15 баллов ($\bar{\mu}_I$), в то время как для нижнего — чуть менее 10 баллов ($\bar{\mu}_{IV}$).

Таким образом, предварительный анализ статистики настроений свидетельствует о присутствии на рынке отдельных криптовалют эффекта обратной асимметрии, хотя и неустойчивого по своей природе.

5. Результаты моделирования и их обсуждение

Тестирование гипотезы 1

Оценивание скользящей автокорреляционной функции доходности криптовалют (рис. 5) привело к неоднозначным выводам. С одной стороны, мы не обнаружили четко очерченных трендов



Источник: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

Рис. 5. Связывающая автокорреляционная функция доходности криптовалют:
зависимость коэффициента автокорреляции L_τ (ось ординат) от дневного лага τ (ось абсцисс)

Т а б л и ц а 2

Результаты оценивания асимметричных однорегимных GARCH-моделей (E-GARCH, GJR-GARCH)

	Коэффициент (робастная стандартная ошибка)							
	биткойн		лайткойн		эфир		риппл	
	E-GARCH	GJR-GARCH	E-GARCH	GJR-GARCH	E-GARCH	GJR-GARCH	E-GARCH	GJR-GARCH
Const	0,001* (0,001)	0,001** (0,001)	0,001* (0,001)	-	0,002*** (0,001)	0,001 (0,001)	-0,002*** (0,001)	-0,002*** (0,001)
α_0	-0,068 (0,141)	-	-0,030*** (0,006)	-	-0,340*** (0,088)	-	-0,603*** (0,207)	-
α_1	0,362** (0,155)	0,159*** (0,025)	0,682*** (0,079)	0,135*** (0,024)	0,357*** (0,053)	0,263*** (0,043)	0,816*** (0,218)	0,296** (0,148)
β	0,988*** (0,024)	0,867*** (0,031)	0,991*** (0,000)	0,889*** (0,028)	0,938*** (0,016)	0,737*** (0,041)	0,884*** (0,040)	0,710*** (0,192)
α_2	0,052* (0,026)	-0,056* (0,031)	0,039 (0,051)	-0,049* (0,027)	0,031 (0,028)	-0,002 (0,063)	-0,013 (0,058)	-0,014 (0,079)
Skew	0,950*** (0,027)	0,962*** (0,026)	1,052*** (0,025)	1,054*** (0,028)	1,078*** (0,025)	1,063*** (0,032)	1,030*** (0,026)	1,042*** (0,027)
Shape	2,464*** (0,188)	3,282*** (0,242)	2,065*** (0,003)	2,923*** (0,149)	2,942*** (0,217)	3,090*** (0,209)	2,287*** (0,150)	2,922*** (0,175)
AIC	-4,212	-4,190	-3,637	-3,606	-3,048	-3,044	-3,516	-3,506
BIC	-4,191	-4,169	-3,616	-3,584	-3,024	-3,020	-3,495	-3,485

Примечание. * – коэффициент статистически значим на уровне $p < 0,1$, ** – коэффициент статистически значим на уровне $p < 0,05$, *** – коэффициент статистически значим на уровне $p < 0,01$. Значение параметра асимметрии выделено полужирным шрифтом.

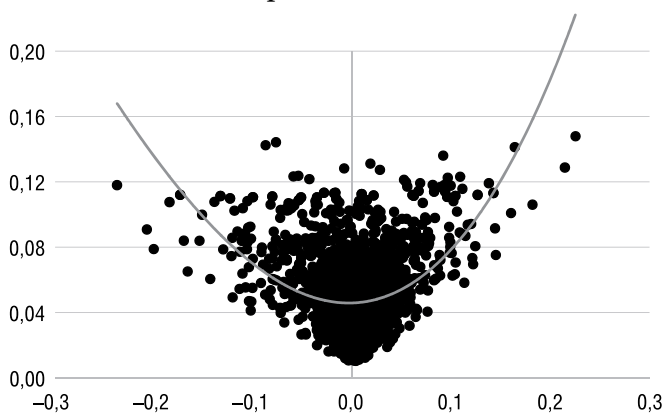
Источник: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

в динамике автокорреляционных функций большинства криптовалют: более-менее значимые корреляции прослеживались лишь для первых лагов, затем следовала скорая конвергенция к стационарным уровням. С другой — лаговая динамика корреляционных коэффициентов довольно существенно различалась для разных криптовалют. В частности, для биткойна мы обнаружили отрицательные стартовые корреляции (что фактически означало нарек на прямую асимметрию и доминанту плохих новостей⁶), а для других криптовалют — положительные (свидетельство обратной асимметрии и доминирования хороших новостей).

На следующем шаге мы прибегли к оценке асимметричных однорежимных GARCH-моделей (E-GARCH, GJR-GARCH) для каждой из анализируемых нами криптовалют (табл. 2).

Результаты, представленные в табл. 2, снова свидетельствуют о весьма слабой аргументации в пользу присутствия эффекта обратной асимметрии на криптовалютном рынке: оценки параметра α_2 находятся за границей статистической значимости ($p < 0,05$). В отдельных случаях (для эфира и риппла) они и вовсе близки к нулю.

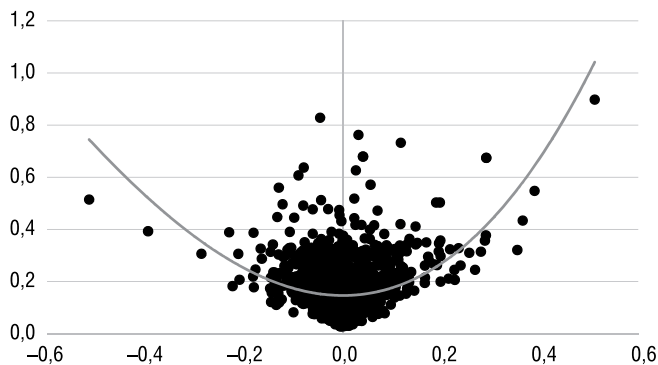
Базируясь на асимметричных однорежимных E-GARCH-моделях, мы построили кривые влияния новостного фона (оцениваемого через доходность прошлого периода) на условную вариацию доходности криптовалют (NICs) (рис. 6а, 6б, 6с, 6д). Малый крен ветвей параболы условной вариации в сторону положительной доходности свидетельствует о доминанте влияния хороших новостей. Но он прослеживается лишь для биткойна и лайткойна. В случае риппла причиной более выраженной асимметрии стал, скорее, статистический выброс.



Источник: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

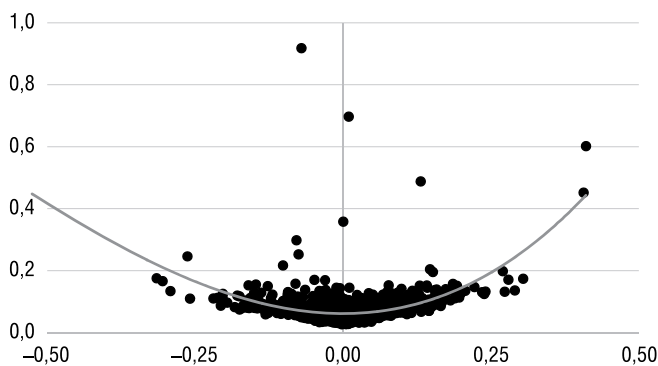
Рис. 6а. Зависимость условной вариации доходности биткойна (ось ординат) от его доходности в предыдущем периоде (ось абсцисс)

⁶ Следует сказать, что похожие результаты были обнаружены в исследовании [Catania, Sandholdt, 2019].



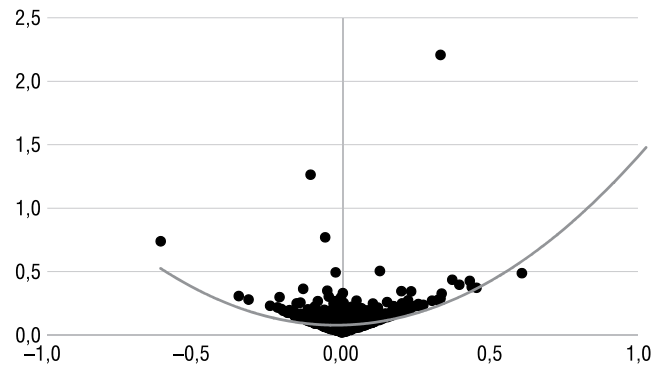
Источник: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

Рис. 6b. **Зависимость условной вариации доходности лайткойна (ось ординат) от его доходности в предыдущем периоде (ось абсцисс)**



Источник: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

Рис. 6с. **Зависимость условной вариации доходности эфира (ось ординат) от его доходности в предыдущем периоде (ось абсцисс)**



Источник: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

Рис. 6d. **Зависимость условной вариации доходности риппла (ось ординат) от его доходности в предыдущем периоде (ось абсцисс)**

Однако как различия в амплитуде колебаний доходности криптовалют на анализируемом временном горизонте, так и структурные разрывы в динамике рынка могли приводить к разному проявлению эффекта асимметрии в разные периоды. Поэтому, предполагая зависимость параметра асимметрии (α_2) от общей конъюнктуры криптовалютного рынка, далее мы оценили асимметричные однорежимные GJR-GARCH-модели при восходящем и нисходящем ралли рынка, а затем выполнили оценивание двухрежимных Markov-Switching GARCH-моделей различной спецификации (E-GARCH, T-GARCH) (табл. 3).

Таблица 3

Результаты оценивания двухрежимных Markov-Switching GARCH-моделей (E-GARCH, T-GARCH) и асимметричной однорежимной GJR-GARCH-модели до и после структурного слома

	Коэффициент — апостериорная медиана (25–75 перцентиль)		Коэффициент (робастная стандартная ошибка)
	<i>Биткойн (режим низкой волатильности)</i>		<i>Биткойн (восходящее ралли)</i>
	E-GARCH	T-GARCH	GJR-GARCH
α_0	–0,101 (–0,107; –0,095)	–	–
α_1	0,431 (0,376; 0,486)	0,144 (0,131; 0,158)	0,238*** (0,038)
β	0,985 (0,984; 0,985)	0,879 (0,869; 0,888)	0,822*** (0,040)
α_2	0,010 (–0,030; 0,057)	0,107 (0,095; 0,123)	–0,123** (0,048)
	<i>Биткойн (режим высокой волатильности)</i>		<i>Биткойн (нисходящее ралли)</i>
	E-GARCH	T-GARCH	GJR-GARCH
α_0	–0,483 (–0,513; –0,449)	0,010 (0,004; 0,011)	–
α_1	0,336 (0,286; 0,393)	0,202 (0,156; 0,257)	0,059*** (0,019)
β	0,916 (0,912; 0,920)	0,757 (0,713; 0,797)	0,922*** (0,015)
α_2	0,004 (–0,023; 0,029)	0,195 (0,152; 0,234)	0,039 (0,030)
p_{11}	0,985 (0,984; 0,985)	0,831 (0,801; 0,860)	–
p_{12}	0,023 (0,022; 0,023)	0,490 (0,436; 0,539)	–

Примечания: 1. Переменная p_{12} представляет собой вероятность перехода рынка из одного режима (низкой волатильности) в другой (высокой волатильности). 2. * — коэффициент статистически значим на уровне $p < 0,1$, ** — коэффициент статистически значим на уровне $p < 0,05$, *** — коэффициент статистически значим на уровне $p < 0,01$. Значение параметра асимметрии выделено полужирным шрифтом.

Источник: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

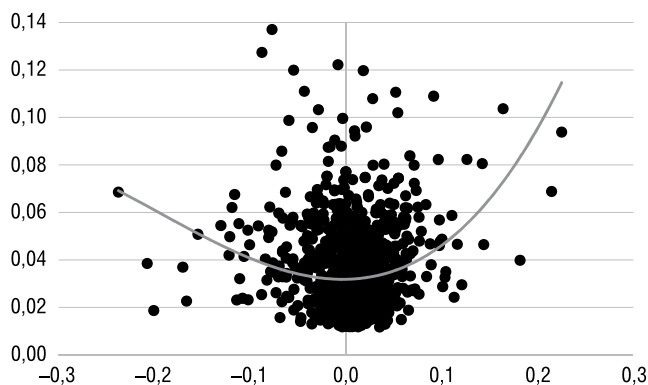
Исходя из результатов табл. 3 очевидно, что эффект асимметрии был довольно подвижен. При восходящем ралли рынка действительно имели место обратная асимметрия и доминирующее влияние положительных новостей. Отрицательные новости попросту игнорировались участниками рынка, что, собственно, и поддерживало рыночный ажиотаж в конце 2017 года. Иными словами, инвесторы находились в состоянии эйфории, забывая о рисках возможных потерь. Ситуация коренным образом изменилась уже в начале 2018 года, когда правительства развитых стран ввели ряд институциональных ограничений на деятельность криптовалютных бирж, препятствуя перегреву рынка. Крупные финансовые институты отказались от торговых стратегий, завязанных на криптовалютах. IT-гиганты блокировали упоминания о криптовалютах в сети Интернет. Отдельные «тяжеловесные» рыночные игроки фиксировали прибыли. Всё это в совокупности привело к преобладающему влиянию отрицательных новостей, обеспечило разворот тренда и создало обратный эффект асимметрии.

На рис. 7a, 7b мы снова визуализировали кривые влияния новостей NICs, делая акцент на их различии при восходящем и нисходящем ралли рынка. Кривые NICs были построены на основе оценок условной вариации асимметричных одnoreжимных GJR-GARCH-моделей.

При восходящем ралли рынка достаточно хорошо прослеживался крен ветвей параболы условной волатильности в сторону положительной доходности, а во время коррекции отмечался незначительный крен в противоположную сторону (что свидетельствует о доминанте влияния негативных новостей). Таким образом, полученные на основе модельных построений результаты подтверждают ранее сделанный вывод о слабой верификации гипотезы об обратной асимметрии влияния новостного фона.

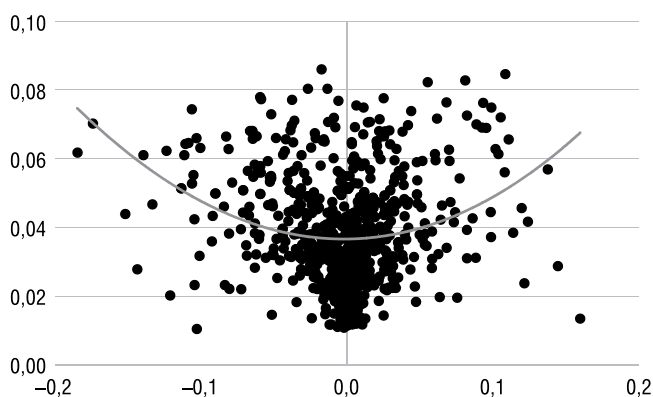
Оценивание Markov-Switching GARCH моделей (E-GARCH, T-GARCH) для режимов низкой и высокой волатильности рынка также привело к различным результатам. В ситуации относительно спокойного рынка (низкой волатильности) отмечается сверхреакция на хорошие новости ($\alpha_1 > \alpha_2$ в T-GARCH спецификации), однако при интенсивных рыночных движениях (высокой волатильности) ситуация коренным образом меняется: инвесторы симметрично реагируют на положительные и отрицательные новости ($\alpha_1 \cong \alpha_2$ в T-GARCH спецификации).

Наконец, отталкиваясь от оценок двухрежимной Markov-Switching E-GARCH-модели, мы визуализировали сглаженную вероятность перехода рынка биткойна в режим высокой волатильности (рис. 8).



Источник: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

Рис. 7а. Зависимость условной вариации доходности биткойна (ось ординат) от его доходности в предыдущем периоде (ось абсцисс) на восходящем ралли рынка



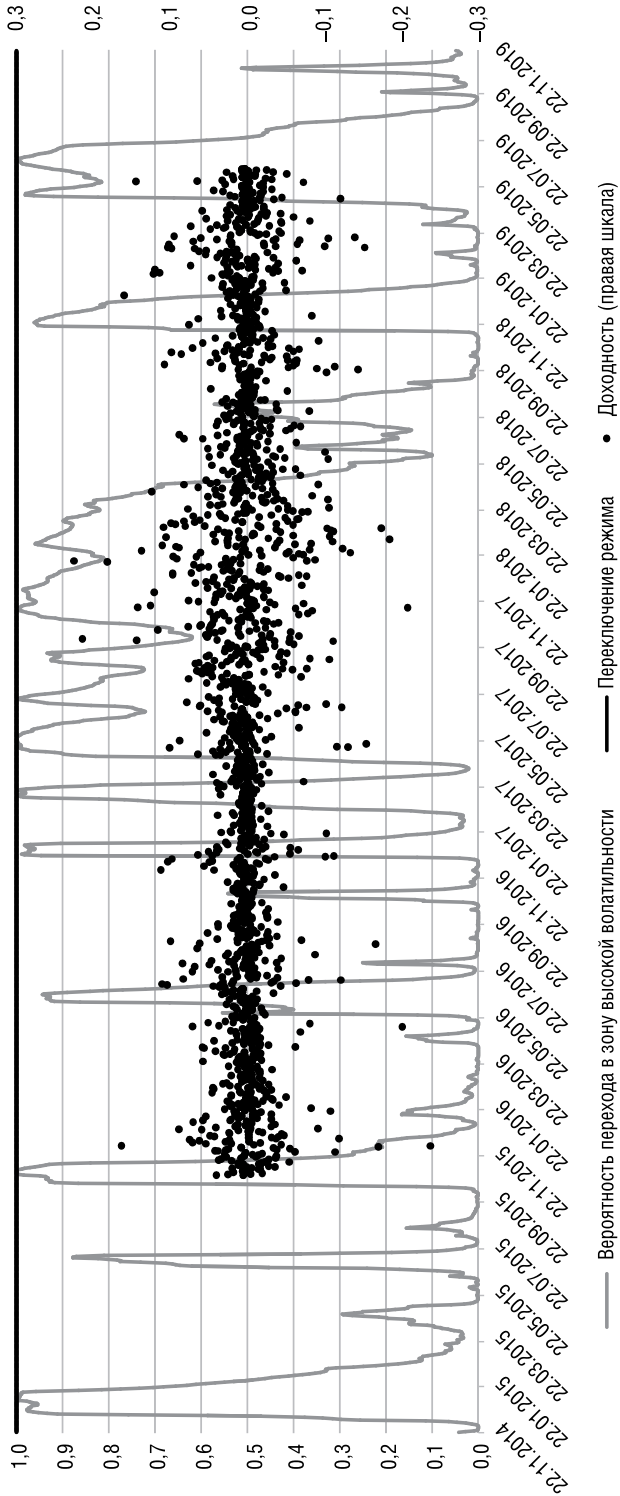
Источник: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

Рис. 7б. Зависимость условной вариации доходности биткойна (ось ординат) от его доходности в предыдущем периоде (ось абсцисс) на нисходящем ралли рынка

Вероятность перехода рынка в турбулентную зону резко возросла в конце 2017 года и в первые месяцы 2019-го (черная линия достигала единичной пунктирной линии) — тогда наблюдались два самых стремительных восходящих ралли криптовалютного рынка. Кроме того, из рис. 8 совершенно очевидно и то, что ажиотаж 2017 года был значительно сильнее своего аналога образца 2019-го.

Тестирование гипотезы 2

Гипотеза о присутствии стадных инстинктов на исследуемом рынке подразумевает влияние крупных агентов на поведение мелких спекулянтов во время ажиотажа на криптовалюты [Catania, Sandholdt, 2019]. Под последним мы имеем в виду временной промежуток с января 2017 года по ноябрь 2019-го.



Источник: <https://finance.yahoo.com/cryptocurrencies>.

Рис. 8. Сглаженные вероятности перехода рынка биткойна в режим высокой волатильности

Однако, учитывая динамические свойства рынка и накопление его участниками знаний и практического опыта, мы проверили аналогичную гипотезу и для двух других подпериодов — большого (восходящего и нисходящего) ралли-1 (октябрь 2017 — февраль 2019 года) и малого ралли-2 (февраль — ноябрь 2019 года).

В табл. 4 представлены результаты оценивания HAR(3)-RV-J-модели на рынке биткойна.

Таблица 4

Результаты оценивания HAR(3)-RV-J-модели на рынке биткойна

	Коэффициент (стандартная ошибка)				
	весь временной горизонт	до ажиотажа (до января 2017)	во время ажиотажа (после января 2017)	ралли-1 (октябрь 2017 — февраль 2019)	ралли-2 (февраль 2019 — ноябрь 2019)
β_0	—	—	—	—	—
β_d	0,529*** (0,038)	1,148*** (0,108)	0,401*** (0,040)	0,430*** (0,057)	0,198*** (0,075)
β_w	0,040 (0,046)	-0,135* (0,071)	0,147** (0,062)	0,085 (0,089)	0,405*** (0,129)
β_m	0,259*** (0,056)	0,084 (0,094)	0,333*** (0,071)	0,407*** (0,095)	-0,035 (0,164)
β_l	-0,780*** (0,181)	-2,913*** (0,429)	-1,101*** (0,296)	-0,536 (0,484)	0,709 (0,492)
R^2	0,276	0,290	0,304	0,414	0,191
N	516818	214774	302044	136728	78594

Примечание. * — коэффициент статистически значим на уровне $p < 0,1$, ** — коэффициент статистически значим на уровне $p < 0,05$, *** — коэффициент статистически значим на уровне $p < 0,01$.

Источник: <https://bitcoincharts.com>.

Из табл. 4 видно, как менялось поведение краткосрочных инвесторов до и во время ажиотажа на криптовалюты. До января 2017 года краткосрочные инвесторы следовали собственным торговым стратегиям — будущая краткосрочная компонента волатильности не зависела от своего текущего долгосрочного аналога (параметр β_m остался за пределами статистической значимости). Однако после января 2017 года ситуация принципиально изменилась. Внутрдневные инвесторы копировали стратегии торговли более крупных игроков, предполагая наличие у них инсайдерской информации и ее рационального анализа (о чем свидетельствует значимость параметров β_w и β_m в регрессии). Более того, так как месячная компонента волатильности оказывала сравнительно большее влияние на будущую дневную компоненту волатильности ($\beta_m > \beta_w$), воспроизводились практики торговли не просто крупных инвесторов, а наиболее «тяжеловесных» агентов.

В то же время достаточно четко прослеживался элемент обучения мелких инвесторов торгам. Если первое ралли (образца

2017 года) привело к массовому копированию и воспроизводству стратегий торговли крупных игроков (параметр β_m значим в регрессии), то второе ралли (образца 2019 года) этим не отличалось (параметр β_m не значим в регрессии). Вероятно, именно по этой причине оно было существенно меньше по амплитуде и короче по продолжительности.

Заключение

Настоящее исследование посвящено изучению отдельных свойств криптовалютного рынка. В частности, тестировались гипотезы об асимметричном влиянии новостей на участников рынка криптовалют (гипотеза 1), а также об их стадных инстинктах (гипотеза 2).

Для тестирования первой гипотезы мы использовали ряд методологических приемов — от анализа статистики поисковых запросов до сложных моделей условной волатильности с переключением режимов рынка. Верификация второй гипотезы предполагала спецификацию и оценивание гетерогенной авторегрессионной модели реализованной волатильности.

Полученные в ходе тестирования первой гипотезы результаты свидетельствуют о зависимости эффекта асимметрии от направления движения рынка (восходящий или нисходящий тренд) и амплитуды его колебаний (высокая или низкая волатильность). В частности, по мере стремительного роста стоимости криптовалют и формирования бычьего тренда инвесторы игнорировали плохие новости, недооценивая риски убытков. В этот период имел место эффект обратной асимметрии реакций рынка. При медвежьем тренде инвесторы становились сверхчувствительны к плохим новостям (наблюдалась традиционная асимметрия). Однако если на рынке начинались интенсивные движения в принципе (проявляющиеся в росте волатильности), асимметрия реакции на хорошие и плохие новости практически не наблюдалась.

Тестирование второй гипотезы позволило проследить специфические черты поведения мелких инвесторов во время ажиотажа на криптовалюты. Если до января 2017 года мелкие инвесторы следовали собственным стратегиям торговли, то впоследствии они копировали поведение «тяжеловесных» игроков. Мы смогли наблюдать признаки обучения мелких инвесторов торгам: с течением времени они уже в меньшей степени поддавались на провокации со стороны крупных игроков, что не позволило малому рыночному ралли 2019 года превзойти свой аналог образца 2017-го — как по амплитуде колебаний, так и по продолжительности.

И меняющаяся в зависимости от конъюнктуры асимметричная реакция рынка криптовалют на новости, и ярко выраженное стадное поведение участников свидетельствуют о неэффективности криптовалютного рынка (особенно в период его незрелости) и подтверждают ряд концептуальных положений поведенческих финансов.

Литература

1. Столбов М. И. К десятилетию рынка криптовалют: текущее состояние и перспективы // Вопросы экономики. 2019. № 5. С. 136–148.
2. Al-Yahyaee K. H., Mensi W., Yoon S.-M. Efficiency, Multifractality, and the Long-Memory Property of the Bitcoin Market: A Comparative Analysis with Stock, Currency, and Gold Markets // Finance Research Letters. 2018. Vol. 27(C). P. 228–234.
3. Andersen T., Bollerslev T., Diebold F. Roughing It Up: Including Jump Components in the Measurement, Modeling, and Forecasting of Return Volatility // Review of Economics and Statistics. 2007. Vol. 89. No 4. P. 701–720.
4. Ardia D., Bluteau K., Boudt K., Catania L., Trottier D.-A. Markov-Switching GARCH Models in R: The MSGARCH Package // Journal of Statistical Software. 2019. Vol. 91. No 4. P. 1–38.
5. Baur D. G., Dimpfl T. Asymmetric Volatility in Cryptocurrencies // Economics Letters. 2018. Vol. 173(C). P. 148–151.
6. Bouri E., Gupta R., Roubaud D. Herding Behaviour in Cryptocurrencies // Finance Research Letters. 2019a. Vol. 29(C). P. 216–221.
7. Bouri E., Shahzad S. J. H., Roubaud D. Cryptocurrencies as Hedges and Safe-Havens for US Equity Sectors // The Quarterly Review of Economics and Finance. 2019b. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1062976918302357>.
8. Catania L., Sandholdt M. Bitcoin at High Frequency // Journal of Risk and Financial Management. 2019. Vol. 12. No 1. P. 1–20.
9. Cheikh N. B., Zaied Y. B., Chevallier J. Asymmetric Volatility in Cryptocurrency Markets: New Evidence from Smooth Transition GARCH Models // Finance Research Letters. 2019. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S154461231930162X>.
10. Chevapatrakul T., Mascia D. V. Detecting Overreaction in the Bitcoin Market: A Quantile Autoregression Approach // Finance Research Letters. 2019. Vol. 30. P. 371–377.
11. Christie A. The Stochastic Behavior of Common Stock Variances: Value, Leverage and Interest Rate Effects // Journal of Financial Economics. 1982. Vol. 10. No 4. P. 407–432.
12. Corbet S., Lucey B., Yarovaya L. Datestamping the Bitcoin and Ethereum Bubbles // Finance Research Letters. 2018. Vol. 26(C). P. 81–88.
13. Corsi F. A Simple Approximate Long-Memory Model of Realized Volatility // Journal of Financial Econometrics. 2009. Vol. 7. No 2. P. 174–196.
14. Corsi F., Pirino D., Renò R. Threshold Bipower Variation and the Impact of Jumps on Volatility Forecasting // Journal of Econometrics. 2010. Vol. 159. No 2. P. 276–288.
15. Dyhrberg A. H. Bitcoin, Gold and the Dollar — A GARCH Volatility Analysis // Finance Research Letters. 2016. Vol. 16. P. 85–92.
16. Fama E. F. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work // The Journal of Finance. 1970. Vol. 25. No 2. P. 383–417.
17. Glosten L. R., Jagannathan R., Runkle D. E. On the Relation Between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks // The Journal of Finance. 1993. Vol. 48. No 5. P. 1779–1801.
18. Gurdgiev C., O'Loughlin D. Herding and Anchoring in Cryptocurrency Markets: Investor Reaction to Fear and Uncertainty // Journal of Behavioral and Experimental Finance. 2020. Vol. 25. Art. 100271.
19. Gyamerah S. A. Modelling the Volatility of Bitcoin Returns Using GARCH Models // Quantitative Finance and Economics. 2019. Vol. 3. No 4. P. 739–753.

20. Jiang Y., Nie H., Ruan W. Time-Varying Long-Term Memory in Bitcoin Market // *Finance Research Letters*. 2018. Vol. 25(C). P. 280–284.
21. Kallinterakis V., Wang Y. Do Investors Herd in Cryptocurrencies — and Why? // *Research in International Business and Finance*. 2019. Vol. 50(C). P. 240–245.
22. Kristoufek L. BitCoin Meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the Relationship Between Phenomena of the Internet Era // *Scientific Reports*. 2013. Vol. 3. No 3415.
23. Muller U. A., Dacorogna M. M., Dave R. D., Olsen R. B., Pictet O. V., von Weizsacker J. E. Volatilities of Different Time Resolutions — Analysing the Dynamics of Market Components // *Journal of Empirical Finance*. 1997. Vol. 4. No 2–3. P. 213–239.
24. Nelson D. B. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach // *Econometrica*. 1991. Vol. 59. No 2. P. 347–370.
25. Sensoy A. The Inefficiency of Bitcoin Revisited: A High-Frequency Analysis with Alternative Currencies // *Finance Research Letters*. 2019. Vol. 28(C). P. 68–73.
26. Takaishi T., Adachi T. Taylor Effect in Bitcoin Time Series // *Economics Letters*. 2018. Vol. 172(C). P. 5–7.
27. Urquhart A. The Inefficiency of Bitcoin // *Economics Letters*. 2016. Vol. 148(C). P. 80–82.
28. Vidal-Tomás D., Ibañez A. Semi-Strong Efficiency of Bitcoin // *Finance Research Letters*. 2018. Vol. 27(C). P. 259–265.
29. Zakoian J.-M. Threshold Heteroskedastic Models // *Journal of Economic Dynamics and Control*. 1994. Vol. 18. No 5. P. 931–955.

Ekonomicheskaya Politika, 2020, vol. 15, no. 3, pp. 74-105

Marina Yu. MALKINA, Dr. Sci. (Econ.). Lobachevsky State University of Nizhni Novgorod (7, Universitetskiy per., Nizhny Novgorod, 603000, Russian Federation).

E-mail: mmuri@yandex.ru

Vyacheslav N. OVCHINNIKOV. Financial Research Institute of the Ministry of Finance of the Russian Federation (3, Nastas'inskiy per., Moscow, 127006, Russian Federation), Lobachevsky State University of Nizhni Novgorod (7, Universitetskiy per., Nizhny Novgorod, 603000, Russian Federation).

E-mail: ovchinnikov@nifi.ru

Cryptocurrency Market: Overreaction to News and Herd Instincts

Abstract

We studied the specific properties of the cryptocurrency market. Guided by the concept of implied volatility, we investigated the asymmetric reaction of the market to news. Based on the concept of realized volatility, we verified the hypothesis of herding behavior in the market. To test the properties of the market, we used a combination of methods, starting from the analysis of statistics of search queries, interpreted as proxies of information demand from professional market participants and the “wide crowd”, and ending with advanced Markov-Switching GARCH models and heterogeneous autoregressive models of realized volatility (HAR-RV-J-models). As a result, we found various types of asymmetric reactions of the cryptocurrency market to news related to both the general direction of its dynamics (growth or decrease) and the amplitude of return fluctuations (high or low volatility). During the upward price rally and overheating of the market, investors deliberately avoided the bad news; thereby the asymmetry in the crypto-

currency market was inverse (to the adopted leverage effect). On the contrary, during the downward price rally, market participants exhibited an overreaction to bad news. In addition, the asymmetric reaction to the news observed during the period of low market volatility actually disappeared when the amplitude of cryptocurrency return volatility increased. The behavior of short-term investors was also varied in the study period. While during the growth of the market, small speculators were more likely to follow their own trading strategies, during the hype they borrowed the trading practices of the largest players. We also revealed the effect of training among small investors: over time, they became less prone to provocations from large players, which did not allow the 2019 rally to surpass its counterpart in 2017 in terms of both return oscillations and duration.

Keywords: cryptocurrencies, market (in)efficiency, overreaction to news, asymmetry effect, herding behavior, learning effect.

JEL: G02, G14.

References

1. Stolbov M. I. K desyatiletiyu rynka kriptovalyut: tekushchee sostoyanie i perspektivy [The 10th Anniversary of the Cryptocurrency Market: Its Current State and Prospects]. *Voprosy ekonomiki*, 2019, no. 5, pp. 136-148.
2. Al-Yahyaee K. H., Mensi W., Yoon S.-M. Efficiency, Multifractality, and the Long-Memory Property of the Bitcoin Market: A Comparative Analysis with Stock, Currency, and Gold Markets. *Finance Research Letters*, 2018, vol. 27(C), pp. 228-234.
3. Andersen T., Bollerslev T., Diebold F. Roughing It Up: Including Jump Components in the Measurement, Modeling, and Forecasting of Return Volatility. *Review of Economics and Statistics*, 2007, vol. 89, no. 4, pp. 701-720.
4. Ardia D., Bluteau K., Boudt K., Catania L., Trottier D.-A. Markov-Switching GARCH Models in R: The MSGARCH Package. *Journal of Statistical Software*, 2019, vol. 91, no. 4, pp. 1-38.
5. Baur D. G., Dimpfl T. Asymmetric Volatility in Cryptocurrencies. *Economics Letters*, 2018, vol. 173(C), pp. 148-151.
6. Bouri E., Gupta R., Roubaud D. Herding Behaviour in Cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 2019a, vol. 29(C), pp. 216-221.
7. Bouri E., Shahzad S. J. H., Roubaud D. Cryptocurrencies as Hedges and Safe-Havens for US Equity Sectors. *The Quarterly Review of Economics and Finance*. 2019b. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1062976918302357>.
8. Catania L., Sandholdt M. Bitcoin at High Frequency. *Journal of Risk and Financial Management*, 2019, vol. 12, no. 1, pp. 1-20.
9. Cheikh N. B., Zaied Y. B., Chevallier J. Asymmetric Volatility in Cryptocurrency Markets: New Evidence from Smooth Transition GARCH Models. *Finance Research Letters*, 2019. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S154461231930162X>.
10. Chevapatrakul T., Mascia D. V. Detecting Overreaction in the Bitcoin Market: A Quantile Autoregression Approach. *Finance Research Letters*, 2019, vol. 30, pp. 371-377.
11. Christie A. The Stochastic Behavior of Common Stock Variances: Value, Leverage and Interest Rate Effects. *Journal of Financial Economics*, 1982, vol. 10, no. 4, pp. 407-432.
12. Corbet S., Lucey B., Yarovaya L. Datestamping the Bitcoin and Ethereum Bubbles. *Finance Research Letters*, 2018, vol. 26(C), pp. 81-88.
13. Corsi F. A Simple Approximate Long-Memory Model of Realized Volatility. *Journal of Financial Econometrics*, 2009, vol. 7, no. 2, pp. 174-196.
14. Corsi F., Pirino D., Renò R. Threshold Bipower Variation and the Impact of Jumps on Volatility Forecasting. *Journal of Econometrics*, 2010, vol. 159, no. 2, pp. 276-288.
15. Dyhrberg A. H. Bitcoin, Gold and the Dollar - A GARCH Volatility Analysis. *Finance Research Letters*, 2016, vol. 16, pp. 85-92.

16. Fama E. F. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 1970, vol. 25, no. 2, pp. 383-417.
17. Glosten L. R., Jagannathan R., Runkle D. E. On the Relation Between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *The Journal of Finance*, 1993, vol. 48, no. 5, pp. 1779-1801.
18. Gurdgiev C., O'Loughlin D. Herding and Anchoring in Cryptocurrency Markets: Investor Reaction to Fear and Uncertainty. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 2020, vol. 25, art. 100271.
19. Gyamerah S. A. Modelling the Volatility of Bitcoin Returns Using GARCH Models. *Quantitate Finance and Economics*, 2019, vol. 3, no. 4, pp. 739-753.
20. Jiang Y., Nie H., Ruan W. Time-Varying Long-Term Memory in Bitcoin Market. *Finance Research Letters*, 2018, vol. 25(C), pp. 280-284.
21. Kallinterakis V., Wang Y. Do Investors Herd in Cryptocurrencies - and Why? *Research in International Business and Finance*, 2019, vol. 50(C), pp. 240-245.
22. Kristoufek L. BitCoin Meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the Relationship Between Phenomena of the Internet Era. *Scientific Reports*, 2013, vol. 3, no. 3415.
23. Muller U. A., Dacorogna M. M., Dave R. D., Olsen R. B., Pictet O. V., von Weizsacker J. E. Volatilities of Different Time Resolutions - Analysing the Dynamics of Market Components. *Journal of Empirical Finance*, 1997, vol. 4, no. 2-3, pp. 213-239.
24. Nelson D. B. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica*, 1991, vol. 59, no. 2, pp. 347-370.
25. Sensoy A. The Inefficiency of Bitcoin Revisited: A High-Frequency Analysis with Alternative Currencies. *Finance Research Letters*, 2019, vol. 28(C), pp. 68-73.
26. Takaishi T., Adachi T. Taylor Effect in Bitcoin Time Series. *Economics Letters*, 2018, vol. 172(C), pp. 5-7.
27. Urquhart A. The Inefficiency of Bitcoin. *Economics Letters*, 2016, vol. 148(C), pp. 80-82.
28. Vidal-Tomás D., Ibañez A. Semi-Strong Efficiency of Bitcoin. *Finance Research Letters*, 2018, vol. 27(C), pp. 259-265.
29. Zakoian J.-M. Threshold Heteroskedastic Models. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 1994, vol. 18, no. 5, pp. 931-955.