

Прикладная эконометрика, 2022, т. 65, с. 65–76.

Applied Econometrics, 2022, v. 65, pp. 65–76.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-65-65-76

В. А. Маневич, А. А. Пересецкий, П. В. Погорелова¹

Волатильность фондового рынка и волатильность криптовалют

В последние десять лет бурное развитие получили криптовалюты, из которых наибольшую капитализацию имеет биткоин; все больше инвесторов включают его в портфель активов. В связи с этим особый интерес приобретает вопрос о связи волатильностей рынка криптовалют и фондового рынка. В данной статье анализируется общая стохастическая компонента реализованной волатильности биткоина и фьючерса e-mini S&P 500. Оценка глобальной стохастической составляющей и ее доли в волатильности фьючерса на S&P 500 и биткоина в скользящем окне позволила проанализировать динамику связи реализованной волатильности этих двух активов, а также выдвинуть гипотезу о причинах и предпосылках перетоков волатильности между рынком криптовалют и фондовым рынком.

Ключевые слова: биткоин; криптовалюта; реализованная волатильность; модель «пространство–состояние»; S&P 500.

JEL classification: C32; C58; G15.

1. Введение и обзор литературы

В последние десять лет появились и получили бурное развитие криптовалюты, наиболее известная из них, биткоин (Bitcoin), появившийся в 2008 г., имеет капитализацию, примерно равную капитализации компании Apple. Кроме биткоина, возникли еще десятки криптовалют, несколько различающиеся по своим свойствам. В настоящее время второй по капитализации является Ethereum.

Криптовалюты — это децентрализованные виртуальные цифровые деньги (цифровые записи, знаки), учитываемые на счетах-аккаунтах (криптокошельках) идентифицируемых пользователей для совершения ими тех или иных операций и сделок. Выпуск и обращение криптовалют основаны на математических алгоритмах с использованием методов асимметричной криптографии с открытым ключом и формами пользовательского консенсуса (Андрюшин, 2020).

Основными достоинствами криптовалюты являются полная анонимность владельца криптокошелька (если он пожелает), скорость транзакций и децентрализованность, которая исключает всякое вмешательство кого бы то ни было в структуру оборота криптовалюты.

¹ Маневич Вячеслав Андреевич — НИУ ВШЭ, Москва; vip137@mail.ru.

Пересецкий Анатолий Абрамович — НИУ ВШЭ, Москва; aperesetsky@hse.ru.

Погорелова Полина Вячеславовна — НИУ ВШЭ, Москва; pvpogorelova@hse.ru.

Однако анонимность и децентрализованность являются также и недостатками криптовалюты, если рассматривать этот вопрос с точки зрения государства и законодательной базы, что заставляет многих инвесторов сомневаться в надежности данного платежного средства.

Возрастающая значимость криптовалюты в финансовом секторе привела к росту количества работ, посвященных анализу динамики курсов и волатильности криптовалют. В качестве меры волатильности финансовых активов, для которых имеются высокочастотные внутрисдневные данные, часто используется ее непараметрическая оценка, называемая «реализованной волатильностью». Многие работы используют для анализа связи волатильности финансового рынка и рынка криптовалют параметрические оценки волатильности, получаемые в рамках моделей семейства GARCH.

Рынок криптовалют быстро развивается, растет и его объем. В декабре 2017 г. на Чикагской бирже опционов начались торги фьючерсами на биткоин, изменилась структура рынка, поэтому остановимся на последних работах, связанных с анализом связи волатильностей двух рынков.

Wang et al. (2020), используя модель VAR для однодневных наблюдений за период февраль 2013 — февраль 2018, пришли к выводу, что стандартное отклонение индекса S&P 500 оказывает значимое положительное влияние на стандартное отклонение биткоина, в то время как обратное влияние незначимо.

Lopez-Cabarcos et al. (2021) исследовали связь волатильностей финансовых рынков и биткоина. Авторы применили GARCH и EGARCH к однодневным доходностям этих рынков. Они показали, что на всем интервале наблюдений с января 2016 г. по сентябрь 2019 г. рост волатильности индекса S&P 500 вызывает рост волатильности биткоина. Далее авторы рассматривали отдельно четыре подинтервала: 1) январь 2016 — март 2017, 2) март 2017 — декабрь 2017, 3) декабрь 2017 — январь 2019 и 4) январь 2019 — сентябрь 2019. Они пришли к выводу, что результаты, полученные в периодах 1 и 4, аналогичны результатам на всем периоде. Однако период 2 существенно отличается. В этом периоде поведение биткоина было спекулятивным, инвесторы обращали внимание только на него, но не на волатильность фондовых рынков. В периоде 3 волатильность S&P 500, так же как и во втором периоде, не оказывала влияния на волатильность биткоина. Этот период характеризовался резким снижением цены биткоина, как результат лопнувшего пузыря на этом рынке.

В работе (Ahmed, 2021) рассматривается период январь 2012 — июль 2019. Автор использует реализованные волатильности, рассчитанные по 5-минутным интервалам, а также рассчитанные отдельно по положительным и отрицательным приращениям (total variance, upside semivariance, and downside semivariance). Показано, что реализованная волатильность биткоина в стабильные периоды оказывает положительное влияние на доходности фондовых индексов развитых рынков. Кроме того, реализованная волатильность, рассчитанная по отрицательным приростам, оказывает большее влияние, чем рассчитанная по положительным приростам.

Uzonwanne (2021) использует модель VARMA-AGARCH на дневных данных за период март 2013 — март 2018 по основным биржевым индексам и рынку биткоина. В результате получено, что в краткосрочной перспективе наблюдается переток волатильности от S&P 500 к биткоину, в то же время в долгосрочной перспективе переток был двунаправленным на обоих рынках, т. е. в долгосрочной перспективе шок на рынке биткоина или, например, S&P 500 приводит к долгосрочной миграции инвесторов на обоих рынках в поисках альтернативных инвестиций.

Hung (2022) использует ежедневные данные за период январь 2013 — декабрь 2021 для анализа перетоков волатильности между индексом фондового рынка S&P 500, рынками золота, нефти и биткоина. Используя метод индекса передачи (spillover index), развитый в (Diebold, Yilmaz, 2012, 2014), автор получил результат, отличающийся от многих других работ на эту тему. А именно: есть передача волатильности от биткоина к S&P 500, но отсутствует передача волатильности в обратном направлении.

Aydogan et al. (2022) используют VAR-BEKK-GARCH модель (Engle, Kroner, 1995) и ежедневные данные за период октябрь 2013 — январь 2021 для анализа связи фондовых индексов стран G7 и E7 и биткоина. Авторы работы обнаружили однонаправленное влияние рынков криптовалют и фондовых рынков для E7, но двунаправленное для G7 (в том числе для биткоина и S&P 500). Они объясняют это сильной связью доходностей и волатильностей рынков криптовалют и фондовых рынков стран G7. Аналогичный вывод содержится в работе (Ghorbel, Jeribi, 2021), в которой с использованием DCC-GARCH модели отмечен важный эффект запуска фьючерсов на биткоин в декабре 2017 г. и показано увеличение условной корреляции между фондовыми индексами и криптовалютами начиная с 2020 г.

Ustaoglu (2022), используя VAR-DCC-GARCH модель для ежедневных данных за период август 2015 — май 2021, показал одностороннее влияние волатильности турецкого фондового индекса BIST100 на волатильность биткоина.

В настоящей работе связь волатильностей финансовых рынков исследуется при помощи выделения общего стохастического тренда из синхронных наблюдений реализованной волатильности биткоина и фьючерса на индекс S&P 500. Применяется модель «пространство–состояние» (state–space, фильтр Калмана), в которой динамика реализованной волатильности представляется в виде суммы глобальной и локальной компонент. Dungey et al. (2000) применяли такую модель для декомпозиции на глобальную и национальную компоненты спредов долгосрочных облигаций Австралии, Японии, Германии, Канады, Великобритании по отношению к долгосрочным облигациям США. Chang et al. (2009) выделили общий стохастический тренд из 30 временных рядов цен акций, включенных в индекс Dow Jones Industrial Average (DJIA), и получили, что с точностью до линейного преобразования он практически совпадает с индексом DJIA. Cartea, Karuampas (2011) использовали методологию фильтра Калмана для декомпозиции динамики цены на эффективную цену и микроструктурный шум. Такая декомпозиция помогла более точно оценить матрицу ковариаций доходностей активов.

Оценка глобальной стохастической составляющей и ее доли в волатильностях фьючерса e-mini S&P 500 и биткоина в скользящем окне позволила проанализировать динамику связи реализованной волатильности этих двух активов, а также выдвинуть гипотезу о существовании перетоков волатильности между рынком криптовалют и классическим фондовым рынком. Понимание подобных перетоков и обоснование такого поведения в дальнейшем может быть полезно для инвесторов при оценке рынка и определении момента вхождения в него.

2. Данные

В качестве меры волатильности финансовых активов, для которых имеются высокочастотные внутрисдневные данные, обычно используется ее непараметрическая оценка, называемая «реализованной волатильностью». Эта оценка сходится к ненаблюдаемой

волатильности, т. е. является состоятельной оценкой ненаблюдаемой (интегральной) волатильности (Andersen, Bollerslev, 1998).

В качестве реализованной волатильности используется пятиминутная реализованная волатильность. Andersen, Bollerslev (1998) показали, что значения реализованной волатильности, рассчитанные по пятиминутным интервалам, являются наиболее оптимальными с точки зрения точности оценок.

Реализованная волатильность в день t рассчитывается как

$$RV_t = \sum_{j=1}^N r_{t,j}^2, \quad (1)$$

где $r_{t,j} = \log(p_{t,j}) - \log(p_{t,j-1})$, $p_{t,j}$ — цена актива в день t на конец внутрисуточного интервала j длины 5 минут с общим числом таких интервалов за сутки, равным $N = 288$.

В работе используются пятиминутные данные по курсу биткоина (на бирже GDAX) и пятиминутные данные по фьючерсу e-mini S&P 500 (Чикагская биржа). Это — фьючерсный контракт, который торгуется на Чикагской товарной бирже (CME), представляющий одну пятую стоимости стандартного фьючерсного контракта на индекс S&P 500. Данный фьючерс представляет ценность для исследования, т. к. он связан с одним из крупнейших индексов S&P 500 и торгуется почти полный день. Торговля ведется с 6:00 воскресенья по 5:00 пятницы (время Чикагской биржи) с ежедневным перерывом с 5:00 до 6:00.

Источником данных является финансовый портал Finam.ru². Данные охватывают период с 01.01.2018 (00:00) по 29.12.2021 (24:00) (по UTC, Coordinated Universal Time).

Данные по биткоину доступны ежедневно, 24 часа каждые сутки. Данные по фьючерсу e-mini S&P 500 отсутствуют по субботам и праздникам. Все данные были приведены к московскому времени. Кроме того, было необходимо учитывать случайные пропуски в данных по некоторым пятиминутным интервалам. Предварительная подготовка данных производилась следующим образом:

- если в сутках имелись данные менее чем за 5 часов, то соответствующий день удалялся из наблюдений;
- при пропуске наблюдений в начале и/или конце суток реализованная волатильность рассчитывалась по имеющимся K пятиминутным интервалам, а затем приводилась к точным данным масштабированием:

$$RV_t = \frac{288}{K} \sum_{j=1}^K r_{t,j}^2; \quad (2)$$

- в случае пропуска данных внутри суток, например, между моментами $j = j_1$ и $j = j_2$, сумма $\sum_{j=j_1+1}^{j_2-1} r_{t,j}^2$ в (1) или (2) заменялась на квадрат доходности за пропущенный период, $(\log(p_{t,j_2-1}) - \log(p_{t,j_1}))^2$.

Для дальнейшего анализа (как, например, в Audrino et al., 2017) был взят логарифм реализованной волатильности $\log RV$.

² <https://www.finam.ru/>.

3. Модель стохастического тренда

Для того чтобы выделить общий стохастический тренд, производится декомпозиция логарифмов реализованных волатильностей на общую компоненту x_t , являющуюся линейной функцией от ненаблюдаемого общего стохастического тренда, и остаточную компоненту ε_{it} для волатильности данного актива. Модель «пространство–состояние» для пары волатильностей биткоина (BTC) и e-mini S&P 500 (S&P) выглядит следующим образом:

$$\begin{bmatrix} \log RV_{BTC,t} \\ \log RV_{S\&P,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} x_t + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$x_t = x_{t-1} + u_t. \quad (4)$$

Для общего стохастического тренда используется модель случайного блуждания. Случайные величины $\varepsilon_{1t} \sim N(0, \sigma_1^2)$ нормально распределены и независимы; то же верно для $\varepsilon_{2t} \sim N(0, \sigma_2^2)$ и $u_t \sim N(0, \sigma_u^2)$. Кроме того, для всех t, s предполагается, что $E(\varepsilon_{1t} \varepsilon_{2s}) = E(u_t \varepsilon_{1s}) = E(u_t \varepsilon_{2s}) = 0$. Дисперсии остаточных компонент $\sigma_1^2 = \text{Var}(\varepsilon_{1t})$ и $\sigma_2^2 = \text{Var}(\varepsilon_{2t})$ являются параметрами модели, а для идентифицируемости модели дисперсию случайной величины u_t полагаем равной 1, т. е. $\text{Var}(u_t) = 1$. Все случайные величины $\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, u_t$ предполагаются независимыми.

Параметры $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ модели (3)–(4) оцениваются с помощью метода максимального правдоподобия. Hamilton (1994) показал, что оценки параметров остаются состоятельными и асимптотически нормальными и при нарушении условия нормальности. При этом следует оценивать матрицу ковариации оценок параметров с помощью робастной сандвич-формулы метода максимального квази-правдоподобия. Оценка ненаблюдаемой общей компоненты \hat{x}_t вычисляется с помощью фильтра Калмана как оценка условного математического ожидания x_t при всей имеющейся информации.

Далее общая компонента рядов логарифмов волатильностей оценивается как $g_{1t} = \hat{\alpha}_1 + \hat{\beta}_1 \hat{x}_t$ и $g_{2t} = \hat{\alpha}_2 + \hat{\beta}_2 \hat{x}_t$ соответственно, а остаточные компоненты оцениваются как $e_{1t} = \log RV_{BTC,t} - \hat{\alpha}_1 - \hat{\beta}_1 \hat{x}_t$ и $e_{2t} = \log RV_{S\&P,t} - \hat{\alpha}_2 - \hat{\beta}_2 \hat{x}_t$. В качестве меры величины вклада общего стохастического тренда в волатильность используются отношения выборочных дисперсий общей компоненты и логарифма волатильностей $\text{Var}(g_{1t}) / \text{Var}(\log RV_{BTC,t})$ и $\text{Var}(g_{2t}) / \text{Var}(\log RV_{S\&P,t})$.

4. Биткоин и e-mini S&P

4.1. Модель с постоянными параметрами

Для оценивания модели (3)–(4) был выбран интервал с 01.01.2018 по 29.12.2021. Объем выборки составил 1245 дневных наблюдений. Далее получены временные ряды g_{1t}, g_{2t} — общие компоненты в рядах логарифмов волатильности. Затем в скользящих окнах шириной в 120 дней с шагом в 7 дней наблюдений рассчитаны доли дисперсий общей компоненты в дисперсии логарифма волатильностей $\text{Var}(g_{1t}) / \text{Var}(\log RV_{BTC,t})$ и $\text{Var}(g_{2t}) / \text{Var}(\log RV_{S\&P,t})$. При этом полученные доли привязывались к правому концу

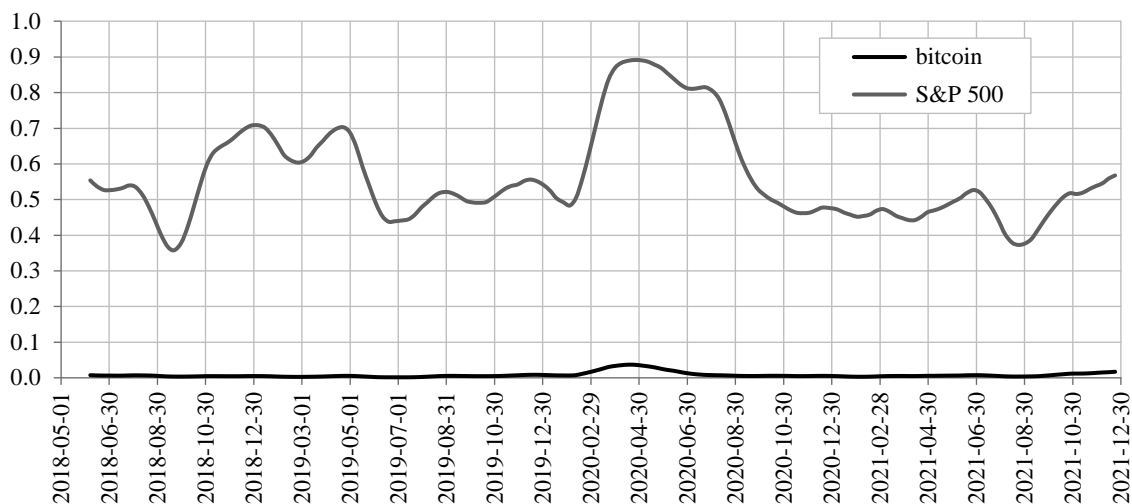


Рис. 1. Графики долей дисперсии общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности биткоина (bitcoin) и доли общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности фьючерса e-mini S&P 500 (S&P 500)

скользящего окна. Сглаженные по пяти наблюдениям графики этих долей представлены на рис. 1. При интерпретации графиков следует учитывать, что точка на графике содержит информацию о предыдущих 120 наблюдениях (примерно 4 месяца).

Из графика видно, что глобальная компонента сильно связана с e-mini S&P 500 и дает исчезающе малый вклад в волатильность логарифма реализованной волатильности биткоина. Это может являться следствием того, что, во-первых, объем фондового рынка гораздо больше объема рынка криптовалюты; а во-вторых, за четыре года наблюдений структура рынка биткоина менялась, возрастал объем торгов, капитализация рынка, вводились запреты на операции с криптовалютами (например, в Китае), в ноябре 2021 г. началась торговля фьючерсами биткоин-фонда Bitcoin Strategy ETF на Нью-Йоркской бирже (NYSE). Это означает, что, скорее всего, параметры модели (3)–(4) нельзя считать постоянными на всем интервале наблюдений. Для учета возможной динамики параметров модели в следующем разделе модель оценивается отдельно в каждом из скользящих окон.

4.2. Модель с переменными параметрами

В этом разделе модель оценивается на 120 наблюдениях в каждом из скользящих окон. В каждом окне получают свои оценки параметров и общей части \hat{x}_t , и как в предыдущем разделе рассчитывается доля дисперсий общей компоненты в дисперсии логарифма волатильностей $\text{Var}(g_{1t}) / \text{Var}(\log RV_{BTC,t})$ и $\text{Var}(g_{2t}) / \text{Var}(\log RV_{S\&P,t})$. Сглаженные по пяти наблюдениям графики этих долей представлены на рис. 2.

Рисунок 2 существенно отличается от рисунка 1. Графики, соответствующие e-mini S&P 500, несколько похожи (например, в периоде февраль—август 2020), а графики по биткоину существенно отличаются, что подтверждает предположение о том, что связь реализованных волатильностей двух рынков изменяется во времени.

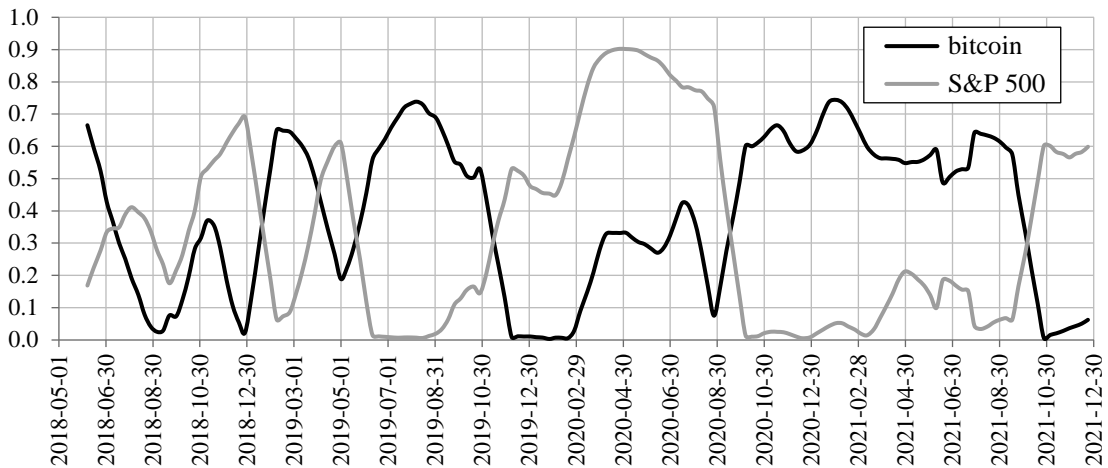


Рис. 2. Графики долей дисперсии общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности биткоина (bitcoin) и доли общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности фьючерса e-mini S&P 500 (S&P 500), построенные с учетом динамики параметров модели

Логарифм функции правдоподобия, рассчитанный при оценке модели в каждом окне, является мерой качества подгонки модели. График логарифма функции правдоподобия (также сглаженный по пяти соседним точкам) приведен на рис. 3.

Видно, что начиная с марта 2019 г. логарифм функции правдоподобия возрастает, т. е. модель выделения общего тренда (3)–(4) все лучше соответствует данным. Вероятно, это соответствует росту капитализации рынка криптовалюты и тому, что все больше инвесторов используют оба рынка.

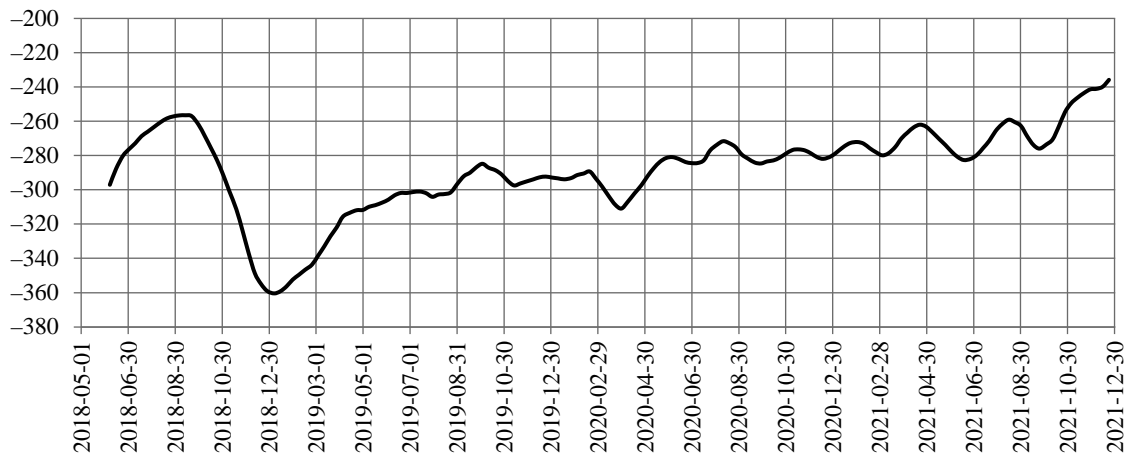


Рис. 3. График логарифма функции правдоподобия в оценке модели (3)–(4) в скользящих окнах (сглаженный по 5 соседним точкам)

5. Обсуждение результатов

На рисунке 2 выделяются интервалы, в которых доля дисперсии общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности биткоина относительно велика (июнь—октябрь 2019 и октябрь 2020 — август 2021). С июня 2019 г. по сентябрь 2019 г. «индекс страха» VIX принимал достаточно низкие значения, что свидетельствует об относительной стабильности в мире. Также в этот период не происходило никаких событий, которые могли бы повлиять в большей мере именно на криптовалюту. Поэтому справедливым будет предположение, что изменения курса биткоина вызваны какими-то незначительными событиями, которые также влияют и на фьючерс. Высокие значения глобальной доли волатильности во втором из указанных выше периодов могут быть объяснены ростом «индекса страха» VIX в октябре 2020 г. В свою очередь, высокие значения индекса волатильности VIX вызваны сразу несколькими событиями, среди которых и вторая волна пандемии коронавируса, и президентские выборы в США, и различные вопросы о правительственных мерах, направленных на поддержку экономики.

Отметим, что в эти периоды происходил рост курса биткоина. Для сравнения на рис. 4 приведен график доли дисперсии общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности биткоина (аналогичен графику на рис. 2, но построен по средним за месяц значениям) и график средних за месяц значений курса биткоина (в тыс. долларов США). Важно отметить, что на рис. 2 можно наблюдать эффект перетоков волатильности: когда глобальная компонента одного из процессов (биткоина или фьючерса) растет, а вторая значительно снижается. Это может быть связано с тем, что инвесторы с одного рынка переходят на другой или же, в некоторые моменты, начинают активно работать на обоих рынках. Эту гипотезу подтверждает и представленный на рис. 4 график.

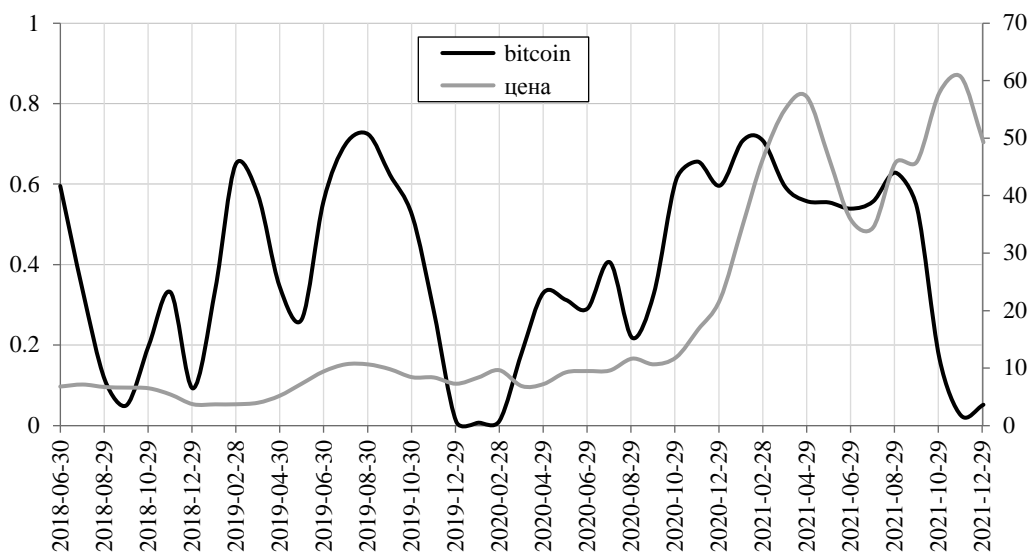


Рис. 4. Графики долей дисперсии общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности биткоина (bitcoin) и обменного курса биткоина (в тыс. долл. США)

На интервале декабрь 2019 — август 2020 доля дисперсии общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности биткоина мала по сравнению с долей дисперсии общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности фьючерса e-mini S&P 500. Отметим, что этот период соответствует периоду стабильности курса биткоина.

В январе 2020 — феврале 2020 глобальная доля волатильности биткоина практически равна нулю, т. е. все изменения курса происходили за счет событий, отражающихся в большей мере именно на цифровых валютах. В январе 2020 г. биткоин за несколько дней вырос на рекордные 20%. В это же время биржевый оператор CME Group инициировал торговлю опционами на фьючерсы на биткоин, что способствовало привлечению внимания игроков рынка, поскольку теперь стало возможным более широкое использование криптовалют.

Как можно заметить из рис. 4, рост доли глобальной компоненты биткоина наблюдается в тот же период, что и резкий рост цены биткоина, примерно с 08–10.2020 по 02.2021. Таким образом, можно предположить, что с ростом цены биткоина растет и его инвестиционная привлекательность, что, в свою очередь, приводит на рынок криптовалюты новых инвесторов, которые ранее были заинтересованы только в классическом фондовом рынке. Привлечение новых инвесторов дополнительно увеличивает капитализацию и объемы торгов рынка криптовалюты, что делает в такие моменты рынок криптовалюты (и биткоин) более похожим по структуре и поведению на классический фондовый рынок, представленный в данном исследовании фьючерсом на индекс S&P 500. В то же время в периоды, когда цена биткоина не отличалась резким ростом и была относительно стабильна (весна—лето 2020 г.), доля глобальной компоненты не превышала 0.4, что соответствует гипотезе о положительной взаимосвязи между стоимостью биткоина и долей его глобальной компоненты, отражающей близость к классическим фондовым рынкам.

6. Заключение

В работе предложена модель «пространство—состояние» для выделения общей части реализованной волатильности двух финансовых активов, которые торгуются 24 часа в сутки — биткоина и фьючерса e-mini S&P 500. Показано, что коэффициенты модели не являются постоянными на интервале 4-х лет наблюдений. Очевидно, в этом периоде были структурные изменения в рынке криптовалют. Для учета изменчивости параметров модели во времени модель оценивалась в скользящем окне длиной 4 месяца. Сравнивая доли дисперсии общей компоненты в дисперсии логарифмов реализованной волатильности, были выделены три периода. Первый и третий периоды (июнь—октябрь 2019 и октябрь 2020 — август 2021) соответствуют периоду роста курса биткоина. В них доля дисперсии общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности биткоина относительно велика. Второй период (декабрь 2019 — август 2020) соответствует относительно стабильному поведению курса биткоина, в этом периоде доля дисперсии общей компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности биткоина мала относительно аналогичного показателя для фьючерса S&P 500.

В целом, начиная с марта 2019 г. наблюдается улучшение качества подгонки модели (значение логарифма правдоподобия, полученного года при оценке модели в скользящих окнах). Это может соответствовать росту синхронизации волатильностей двух рынков, что является

отрицательным сигналом для инвесторов, уменьшая им возможности хеджирования позиций на фондовом рынке с помощью инвестиций в криптовалюту.

Была также подтверждена гипотеза о наличии перетоков волатильности между фондовым и криптовалютным рынками. Сделан вывод, что в периоды резкого роста цены биткоина доля глобальной компоненты в реализованной волатильности биткоина возрастает, что свидетельствует о том, что в такие периоды рынок криптовалюты по своему поведению и структуре приближается к классическому фондовому рынку. Таким образом, можно предположить, что при дальнейшем росте популярности биткоина, его капитализации и криптовалюты в целом, будет наблюдаться все большее сходство между этим довольно новым рынком и классическим фондовым рынком, что может упростить анализ как криптовалют, так и новых экономических процессов в случае их возникновения.

Список литературы

Андрюшин С. А. (2020). Криптовалюты: выпуск, обращение и проблемы регулирования. *Актуальные проблемы экономики и права.*, 3, 455–468. DOI: 10.21202/1993-047X.14.2020.3.455-468.

Ahmed W. M. A. (2021). Stock market reactions to upside and downside volatility of Bitcoin: A quantile analysis. *North American Journal of Economics and Finance*, 57, 101379. DOI: 10.1016/j.najef.2021.101379.

Andersen T. G., Bollerslev T. (1998). Deutsche mark – dollar volatility: Intraday activity patterns, macroeconomic announcements, and longer run dependencies. *The Journal of Finance*, 53 (1), 219–265. DOI: 10.1111/0022-1082.85732.

Audrino F., Camponovo L., Roth C. (2017). Testing the lag structure of assets' realized volatility dynamics. *Quantitative Finance and Economics*, 1 (4), 363–387. DOI: 10.3934/QFE.2017.4.363.

Aydogan B., Vardar G., Tacoglu C. (2022). Volatility spillovers among G7, E7 stock markets and cryptocurrencies. *Journal of Economic and Administrative Sciences*, ahead-of-print. DOI: 10.1108/JEAS-09-2021-0190.

Cartea A., Karyampas D. (2011). Volatility and covariation of financial assets: A high-frequency analysis. *Journal of Banking and Finance*, 35 (12), 3319–3334. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2011.05.012.

Chang Y., Miller J. I., Park J. Y. (2009). Extracting a common stochastic trend: Theory with some applications. *Journal of Econometrics*, 150 (2), 231–247. DOI: 10.1016/j.jeconom.2008.12.007.

Diebold F. X., Yilmaz K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28 (1), 57–66. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2011.02.006.

Diebold F. X., Yilmaz K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182 (1), 119–134. DOI: 10.1016/j.jeconom.2014.04.012.

Dungey M., Martin V. L., Pagan A. R. (2000). A multivariate latent factor decomposition of international bond yield spreads. *Journal of Applied Econometrics*, 15 (6), 697–715. DOI: 10.1002/jae.584.

Engle R. F., Kroner K. F. (1995). Multivariate simultaneous generalized ARCH. *Econometric Theory*, 11 (1), 122–150. DOI: 10.1017/S0266466600009063.

Ghorbel A., Jeribi A. (2021). Investigating the relationship between volatilities of cryptocurrencies and other financial assets. *Decisions in Economics and Finance*, 44, 817–843. DOI: 10.1007/s10203-020-00312-9.

Hamilton J. D. (1994). *Time series analysis*. Princeton, NJ: Princeton University Press.

Hung N. T. (2022). Asymmetric connectedness among S&P 500, crude oil, gold and Bitcoin. *Managerial Finance*, ahead-of-print. DOI: 10.1108/MF-08-2021-0355.

Lopez-Cabarcos M. A., Perez-Pico A. M., Pineiro-Chousa J., Sevic A. (2021). Bitcoin volatility, stock market and investor sentiment. Are they connected? *Finance Research Letters*, 38, 101399. DOI: 10.1016/j.frl.2019.101399.

Ustaoglu E. (2022). Return and volatility spillover between cryptocurrency and stock markets: Evidence from Turkey. *The Journal of Accounting and Finance*, 93, 117–126. DOI: 10.25095/mufad.1024160.

Uzonwanne G. (2021). Volatility and return spillovers between stock markets and cryptocurrencies. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 82, 30–36. DOI: 10.1016/j.qref.2021.06.018.

Wang X., Chen X., Zhao P. (2020). The relationship between bitcoin and stock market. *International Journal of Operations Research and Information Systems*, 11 (2). DOI: 10.4018/IJORIS.2020040102.

Поступила в редакцию 30.12.2021;
принята в печать 14.03.2022.

Manevich V. A., Peresetsky A. A., Pogorelova P. V. Stock market and cryptocurrency market volatility. *Applied Econometrics*, 2022, v. 65, pp. 65–76.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-65-65-76

Vyacheslav Manevich

NRU HSE, Moscow, Russian Federation;
vip137@mail.ru

Anatoly Peresetsky

NRU HSE, Moscow, Russian Federation;
aperesetsky@hse.ru

Polina Pogorelova

NRU HSE, Moscow, Russian Federation;
pvpogorelova@hse.ru

Stock market and cryptocurrency market volatility

In the last ten years, cryptocurrencies have developed rapidly, of which bitcoin has the largest capitalization. With the development of the cryptocurrency market, more and more investors include bitcoin in their asset portfolio. In this regard, the question of the relationship between the volatility of the cryptocurrency market and the stock market is of particular interest. This article analyzes the common stochastic component of the realized volatility of bitcoin and e-mini S&P futures. The assessment of the global stochastic component and its share in the volatility of the S&P 500 futures and bitcoin in the rolling window made it possible to analyze the dynamics of the relationship between the realized volatility of these two assets, as well as put forward a hypothesis about the causes and preconditions for volatility flows between the cryptocurrency market and the stock market.

Keywords: bitcoin; cryptocurrency; realized volatility; state–space model; S&P 500.

JEL classification: C32; C58; G15.

References

- Andryushin S. A. (2020). Cryptocurrencies: Issue, circulation and problems of regulation *Actual Problems of Economics and Law*, 14 (3), 455–468 (in Russian). DOI: 10.21202/1993-047X.14.2020.3.455-468.
- Ahmed W. M. A. (2021). Stock market reactions to upside and downside volatility of Bitcoin: A quantile analysis. *North American Journal of Economics and Finance*, 57, 101379. DOI: 10.1016/j.najef.2021.101379.
- Andersen T. G., Bollerslev T. (1998). Deutsche mark – dollar volatility: Intraday activity patterns, macroeconomic announcements, and longer run dependencies. *The Journal of Finance*, 53 (1), 219–265. DOI: 10.1111/0022-1082.85732.
- Audrino F., Camponovo L., Roth C. (2017). Testing the lag structure of assets' realized volatility dynamics. *Quantitative Finance and Economics*, 1 (4), 363–387. DOI: 10.3934/QFE.2017.4.363.
- Aydogan B., Vardar G., Tacoglu C. (2022). Volatility spillovers among G7, E7 stock markets and cryptocurrencies. *Journal of Economic and Administrative Sciences*, ahead-of-print. DOI: 10.1108/JEAS-09-2021-0190.
- Cartea A., Karyampas D. (2011). Volatility and covariation of financial assets: A high-frequency analysis. *Journal of Banking and Finance*, 35 (12), 3319–3334. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2011.05.012.
- Chang Y., Miller J. I., Park J. Y. (2009). Extracting a common stochastic trend: Theory with some applications. *Journal of Econometrics*, 150 (2), 231–247. DOI: 10.1016/j.jeconom.2008.12.007.
- Diebold F. X., Yilmaz K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28 (1), 57–66. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2011.02.006.
- Diebold F. X., Yilmaz K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182 (1), 119–134. DOI: 10.1016/j.jeconom.2014.04.012.
- Dungey M., Martin V. L., Pagan A. R. (2000). A multivariate latent factor decomposition of international bond yield spreads. *Journal of Applied Econometrics*, 15 (6), 697–715. DOI: 10.1002/jae.584.
- Engle R. F., Kroner K. F. (1995). Multivariate simultaneous generalized ARCH. *Econometric Theory*, 11 (1), 122–150. DOI: 10.1017/S0266466600009063.
- Ghorbel A., Jeribi A. (2021). Investigating the relationship between volatilities of cryptocurrencies and other financial assets. *Decisions in Economics and Finance*, 44, 817–843. DOI: 10.1007/s10203-020-00312-9.
- Hamilton J. D. (1994). *Time series analysis*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Hung N. T. (2022). Asymmetric connectedness among S&P 500, crude oil, gold and Bitcoin. *Managerial Finance*, ahead-of-print. DOI: 10.1108/MF-08-2021-0355.
- Lopez-Cabarcos M. A., Perez-Pico A. M., Pineiro-Chousa J., Sevic A. (2021). Bitcoin volatility, stock market and investor sentiment. Are they connected? *Finance Research Letters*, 38, 101399. DOI: 10.1016/j.frl.2019.101399.
- Ustaoglu E. (2022). Return and volatility spillover between cryptocurrency and stock markets: Evidence from Turkey. *The Journal of Accounting and Finance*, 93, 117–126. DOI: 10.25095/mufad.1024160.
- Uzonwanne G. (2021). Volatility and return spillovers between stock markets and cryptocurrencies. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 82, 30–36. DOI: 10.1016/j.qref.2021.06.018.
- Wang X., Chen X., Zhao P. (2020). The relationship between bitcoin and stock market. *International Journal of Operations Research and Information Systems*, 11 (2). DOI: 10.4018/IJORIS.2020040102.

Received 30.12.2021; accepted 14.03.2022.