

Прикладная эконометрика, 2024, т. 74, с. 35–50.

Applied Econometrics, 2024, v. 74, pp. 35–50.

DOI: 10.22394/1993-7601-2024-74-35-50

П.В. Погорелова<sup>1</sup>

# Исследование влияния индексов неопределенности на волатильность Bitcoin с помощью ARDL модели

В статье с помощью модели ARDL изучается влияние «индекса страха» VIX и индексов экономической и рыночной неопределенности, построенных на основе данных социальной сети X (ранее — Twitter, заблокирована в РФ), на волатильность криптовалюты Bitcoin. В качестве оценки ненаблюдаемого показателя волатильности криптовалюты используется непараметрическая оценка, полученная по 5-минутным данным о ценах закрытия Bitcoin, с учетом корректировки при наличии пропусков внутри суток. В работе рассматриваются данные в период с 02.01.2018 по 30.12.2022, разделенные на два периода — доковидный (с 01.01.2018 по 28.02.2020) и постковидный (с 01.03.2020 по 31.12.2022). Согласно полученным результатам оценивания ARDL модели на разных периодах, в долгосрочной перспективе наблюдается значимое отрицательное влияние «индекса страха» на реализованную волатильность Bitcoin. Краткосрочный (мгновенный) значимый положительный эффект на реализованную волатильность Bitcoin наблюдается для показателя рыночной неопределенности TMU\_ENG в доковидном периоде. Выявленные значимые эффекты позволяют использовать показатели VIX и TMU\_ENG для улучшений качества прогноза в моделях для волатильности криптовалюты Bitcoin.

**Ключевые слова:** Bitcoin; криптовалюта; реализованная волатильность; ARDL модель; индексы неопределенности; COVID-19.

**JEL classification:** C32; C58; D80; G15; G17.

## 1. Введение

Хотя рынок криптовалюты уже не первый год является полноправными участником глобальной финансовой системы, изучение поведения его крупнейшего представителя (Bitcoin) и его связи с представителями финансового рынка по-прежнему остается важной задачей. Эконометрические модели, такие как GARCH и HAR-RV, предназначенные для моделирования волатильности финансовых инструментов, обладают невысокой прогностической способностью для криптовалют, что подтверждают исследования в данной области (Аганин и др., 2023; Bergsli et al., 2022; Caporale, Zekokh, 2019). В связи с этим

<sup>1</sup> Погорелова Полина Вячеславовна — Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва; [vpogorelova@hse.ru](mailto:vpogorelova@hse.ru).

актуальной задачей является поиск альтернативных показателей, способных улучшить качество прогноза.

В данной работе изучается влияние индексов неопределенности, таких как известный индекс VIX (индекс страха), который является показателем подразумеваемой волатильности опционов индекса S&P 500. VIX рассчитывается Чикагской биржей опционов (CBOE) и представляет собой один из показателей ожидаемой волатильности фондового рынка в течение следующего 30-дневного периода<sup>2</sup>. Также изучается влияние индексов TMI и TEU<sup>3</sup>, рассчитанных на основе данных социальной сети X (ранее — Twitter), с целью дальнейшего их использования для прогнозирования волатильности криптовалюты Bitcoin. За последние несколько лет было опубликовано множество статей об использовании индексов неопределенности для выявления их влияния на различные показатели, а также для прогнозирования доходности и волатильности финансовых инструментов, в том числе криптовалют.

В работе (Yu et al., 2021) впервые исследуется влияние индекса экономической неопределенности EPU<sup>4</sup> (отражающего частоту употребления прессой сочетания слов «неопределенность», «экономика», «политика») на выбросы промышленных фирм в Китае. Авторы статьи предлагают и проверяют (эмпирически) три канала, через которые EPU может оказывать влияние на интенсивность выбросов: канал инноваций, доля ископаемого топлива в общем объеме энергопотребления и канал энергоемкости. Результаты показывают, что локальный индекс EPU Китая оказывает значимое положительное влияние на интенсивность выбросов фирмами. Анализ каналов показал, что EPU влияет на интенсивность выбросов через долю ископаемого топлива в общем потреблении энергии и энергоемкость в краткосрочной перспективе, но не на инновации фирм. Также было выявлено, что производственные фирмы предпочитают использовать дешевое и грязное топливо в ответ на растущий EPU. Авторы статьи приходят к выводу, что управляющие органы должны уделять пристальное внимание растущему влиянию индекса EPU на интенсивность выбросов, которое может подорвать усилия Китая по сокращению выбросов и другие цели устойчивого развития.

В исследовании (Jiang et al., 2021) авторы изучают взаимосвязь между индексом экономической неопределенности (EPU) и криптовалютами, а также между пандемией COVID-19 (используются индекс инфекционных заболеваний EMV, разработанный в (Baker et al., 2020)) и криптовалютами. Данные охватывают период с 10 августа 2015 г. по 30 июня 2020 г. Для достижения поставленной цели авторы применяют новый квантильный кросс-спектральный подход, предложенный Baruník, Kley (2019). Результаты исследования указывают на то, что криптовалюты действуют как хорошие инструменты хеджирования рисков на фондовом рынке при высоких значениях индекса EPU, но не в периоды умеренного или низкого EPU, и что их свойства хеджирования изменяются во времени. Несколько видов криптовалют, в частности, Ripple и Stellar, могут служить инструментами хеджирования в период паники на финансовом рынке. Примечательно, что Stellar демонстрирует наилучшие свойства хеджирования против высоких значений EPU, пандемии и других криптовалют. Stellar и Bitcoin являются отличным выбором активов хеджирования как для индивидуальных инвесторов, так и для институциональных. Разница заключается в том,

<sup>2</sup> См. [https://www.cboe.com/tradable\\_products/vix/](https://www.cboe.com/tradable_products/vix/).

<sup>3</sup> См. <http://policyuncertainty.com>.

<sup>4</sup> См. <http://policyuncertainty.com>.

что у индивидуальных инвесторов есть еще два альтернативных инструмента, а именно, криптовалюты Litecoin и Monero.

В статье (Wang et al., 2019) авторы исследуют влияние индекса неопределенности экономической политики США (US EPU) на поведение Bitcoin с точки зрения перетока рисков. Они изучают эффект распространения рисков от US EPU к Bitcoin или влияние шоков US EPU на Bitcoin. В работе выдвигается следующая гипотеза: если Bitcoin действительно независим от существующей экономической и финансовой системы, то US EPU мало влияет на него, т.е. переток риска от US EPU к Bitcoin должен быть слабым или незначимым. Для проверки этой гипотезы авторы используют два разных подхода: многомерную квантильную модель (MVQM), предложенную в (White et al., 2015), и новую концепцию причинности по Грейнджеру в рисках (Hong et al., 2009), чтобы изучить эффект перетока риска от EPU к Bitcoin. В работе используется индекс US EPU и индекс US EMU неопределенности фондового рынка США, разработанный Baker et al. (2016). Индекс волатильности CBOE (VIX) также рассматривается для проверки робастности полученных результатов. В работе используются ежедневные и еженедельные данные о цене Bitcoin и индексах EPU, EMU и VIX за период с 18 июля 2010 г. по 31 мая 2018 г. Используя подход MVQM, авторы обнаружили, что VaR (Value-at-Risk) Bitcoin для разных квантилей зависит только от его собственной запаздывающей волатильности. Это означает, что влияние US EPU на Bitcoin незначимо с точки зрения перетока рисков. Результаты тестов на причинность по Грейнджеру также показывают, что эффект перетока риска от US EPU к Bitcoin незначителен или слаб, и изменяется в зависимости от квантилей и лагов.

В исследовании (Jareño et al., 2020) изучается чувствительность доходности Bitcoin к изменениям доходности цен на золото и некоторым другим факторам риска (доходность фондового рынка США, процентные ставки, цены на сырую нефть, индекс волатильности американского фондового рынка VIX и индекс финансового стресса Сент-Луиса STLFSI). В работе используется квантильная регрессия для периода 2010–2018 гг. Весь рассматриваемый период разбит на две разные подвыборки, соответствующие более волатильному и менее волатильному подпериодам. Для учета как долгосрочной, так и краткосрочной асимметрии между доходностью цен на Bitcoin и на золото применяется асимметричный нелинейный коинтеграционный подход (NARDL). Результаты свидетельствуют о том, что наиболее значимыми факторами риска является индекс VIX и индекс стресса STLFSI, демонстрирующие негативное и статистически значимое влияние на доходность Bitcoin в большинстве периодов и для разных уровней квантилей. Доходность фондового рынка США оказывает статистически значимое положительное влияние на доходность Bitcoin во все периоды и, особенно, в высоких квантилях. Доходность Bitcoin демонстрирует отрицательную статистически значимую чувствительность к изменениям номинальных процентных ставок в самом высоком квантиле и на всем периоде. Более того, доходность Bitcoin показывает отрицательную статистически значимую чувствительность к доходности нефти в низких квантилях, выступая в качестве актива-убежища во время экономических потрясений. Авторы статьи приходят к выводу, что в целом чувствительность доходности Bitcoin к изменениям международных факторов риска, как правило, более выражена в экстремальных рыночных условиях. С помощью нелинейной ARDL модели обнаружена статистически значимая положительная связь между доходностями Bitcoin и золота.

В статье (Simran, Sharma, 2023) исследуется долгосрочное и краткосрочное влияние индекса неопределенности экономической политики (EPU) на доходность различных криптовалют.

Авторы статьи выявили асимметрию влияния показателей друг на друга с помощью модели NARDL. Эмпирический анализ показал, что в долгосрочной перспективе EPU негативно влияет на доходность криптовалюты. Однако в краткосрочной перспективе между EPU и доходностью криптовалют существует положительная связь. Авторы статьи также анализируют влияние EPU в США, Китае и Индии на доходность Bitcoin, чтобы понять влияние шоков EPU в странах с развитой экономикой и на развивающихся финансовых рынках. Установлено, что EPU в США оказывает долгосрочное негативное влияние на рынок Bitcoin, в то время как EPU Индии и Китая не оказывают существенного влияния в долгосрочной перспективе.

В (Nouir, Namida, 2023) авторы исследуют, как неопределенность экономической политики (EPU) и геополитические риски (GPR) влияют на волатильность Bitcoin. Используя модель ARDL и квантильную регрессию на месячных данных, они показали, что июнь 2014 г. соответствует ключевой дате, знаменующей изменение изучаемой зависимости. Кроме того, связь между неопределенностью и волатильностью Bitcoin варьируется в зависимости от различных факторов. Оценка квантильной регрессии для разных уровней квантилей позволяет сделать вывод, что наиболее сильная связь между EPU в США и Китае и волатильностью Bitcoin наблюдается для двух крайних квантилей. Основным результатом работы является вывод о том, что на протяжении всего периода исследования Bitcoin его волатильность одинаково реагирует на изменения EPU и GPR в США, но по-разному — на EPU и GPR в Китае.

В работе (Lopez-Lira, Tang, 2023) изучаются возможности применения ChatGPT и других больших языковых моделей для прогнозирования доходности финансовых инструментов с использованием заголовков новостей. Авторы, обращаясь к ChatGPT и оценивая, является ли каждый заголовок, связанный с криптовалютой, хорошим, плохим или нейтральным для цен на акции компаний, обнаружили, что ChatGPT превосходит традиционные методы анализа настроений. В целом, эти результаты показывают, что включение продвинутых языковых моделей в процесс принятия инвестиционных решений может дать более точные прогнозы. Авторы считают, что интеграция больших языковых моделей (Large Language Models, LLM) с другими методами машинного обучения и количественными моделями является перспективной для будущих исследований.

В статье (Wang et al., 2020) авторы изучают, какие показатели неопределенности (индексы VIX или EPU) были полезны для прогнозирования волатильности 19 фондовых индексов во время пандемии COVID-19. В качестве бенчмарка выбрана модель HAR-RV. Результаты показывают, что значения процентного изменения коэффициента детерминации по сравнению с бенчмарк моделью ( $\Delta R^2$ ) для модели HAR-RV-VIX выше, чем для модели HAR-RV-EPU, подразумевая, что индекс VIX обладает большей объяснительной способностью, чем EPU, почти для всех фондовых рынков. Основываясь на тесте MCS (Model Confidence Set),  $\Delta R^2$  и тесте DM (Diebold–Mariano), авторы обнаружили, что модель HAR-RV-VIX демонстрирует более высокую точность прогнозирования для 12 фондовых рынков, в то время как индекс EPU позволяет повысить точность прогнозирования только для 5 индексов. Это означает, что индекс VIX был более полезен для прогнозирования волатильности в период коронавирусного кризиса. На докризисном периоде авторы пришли к аналогичному выводу о том, что индекс VIX является наиболее полезным для прогнозирования для большей части фондового рынка. Возможной причиной может быть то, что VIX также рассматривается как «индекс паники», и он имеет тенденцию расти до выхода новостей (Shaikh, 2019), в то время как EPU составляется на основе ежедневных новостей, что позволяет VIX содержать больше прогностической информации, чем EPU.

В работе (Маневич и др., 2022) исследовалась общая стохастическая составляющая реализованной волатильности Bitcoin и фьючерсов E-mini S&P 500. Полученные результаты позволили проанализировать динамику взаимосвязи реализованной волатильности этих двух активов, а также подтвердить гипотезу о перетоках между Bitcoin и E-mini S&P 500. Таким образом, в настоящей работе в качестве контрольных переменных, помимо индексов неопределенности, было решено включить в модель фьючерс E-mini S&P 500 и цену нефти WTI, поскольку упомянутые ранее статьи подтвердили значимое влияние этих переменных.

## 2. Данные

В данной работе рассматриваются три индекса неопределенности — VIX, TEU и TMU. Индекс VIX — это широко известный «индекс страха», измеряющий волатильность на рынках и отражающий настроения инвесторов. Индексы TEU и TMU впервые были представлены в работе (Baker et al., 2016).

Индекс экономической неопределенности TEU (Twitter Economic Uncertainty) состоит из общего числа ежедневных «твитов» (сообщений из социальной сети X (ранее — Twitter)) на английском языке, содержащих ключевые слова, связанные с неопределенностью в экономике в целом.

Индекс рыночной неопределенности TMU (Twitter Market Uncertainty) содержит данные о числе сообщений в Twitter, связанных с неопределенностью на фондовом рынке. В данной работе использованы индексы TEU\_ENG и TMU\_ENG, которые содержат сообщения на английском языке, что обусловлено наибольшей распространенностью в Twitter английского языка, а следовательно, позволяет учесть больше информации.

В связи с тем, что волатильность является ненаблюдаемой величиной, в данной работе используется ее непараметрическая оценка — реализованная волатильность, рассчитанная на основе пятиминутных данных о ценах Bitcoin:

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

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

Выбор пятиминутных данных обусловлен исследованием (Andersen, Bollerslev, 1998), которые показали, что значения реализованной волатильности, рассчитанные на пятиминутных интервалах, являются оптимальными с точки зрения точности и микроструктуры ошибок, обусловленных особенностями и спецификой финансовых рынков.

В том случае, когда есть наблюдения по всем пятиминуткам, реализованная волатильность в день  $t$  рассчитывается по формуле (1). При наличии пропущенных данных для получения соизмеримых результатов в данной работе, аналогично алгоритму, предложенному в статье (Аганин и др., 2023), реализованная волатильность вычисляется следующим образом:

- если в сутках имеются данные менее чем за 5 часов, то соответствующий день удаляется из выборки;

- при пропуске наблюдений в начале и/или конце суток реализованная волатильность рассчитывается по имеющимся  $K$  пятиминутным интервалам, а затем приводится к суточным данным масштабированием:

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

- в случае пропуска данных внутри суток, например, между моментами  $j_1$  и  $j_2$ , соответствующая сумма заменяется на квадрат доходности за пропущенный период, т.е.  $r_{t,j}^2 = \ln(p_{t,j_2}) - \ln(p_{t,j_1})$ .

В работе исследуется период с 02.01.2018 по 30.12.2022. Источником пятиминутных данных о ценах Bitcoin, ежедневных данных по ценам на нефть WTI, ценам на фьючерс E-mini S&P 500, а также значений индекса VIX, является сайт <https://www.finam.ru/>. Ежедневные данные о значениях индексов неопределенности TEU\_ENG и TMU\_ENG получены с сайта <http://policyuncertainty.com>. В таблице 1 представлены описательные статистики для следующих показателей:

- $BTC\_RV_t$  — реализованная волатильность Bitcoin в день  $t$ ;
- $SPMINI\_RET_t$  — логарифмическая доходность фьючерса E-mini S&P 500 в день  $t$ ;
- $EUR\_USD_t$  — обменный курс EUR/USD в день  $t$ ;
- $WTI_t$  — цена нефти WTI в долларах за 1 баррель в день  $t$ ;
- $VIX_t$  — индекс страха в день  $t$ ;
- $TEU\_ENG_t$  — индекс экономической неопределенности, построенный на основе англоязычных сообщений из социальной сети X (ранее — Twitter) в день  $t$ ;
- $TMU\_ENG_t$  — индекс рыночной неопределенности, построенный на основе англоязычных сообщений из социальной сети X (ранее — Twitter) в день  $t$ .

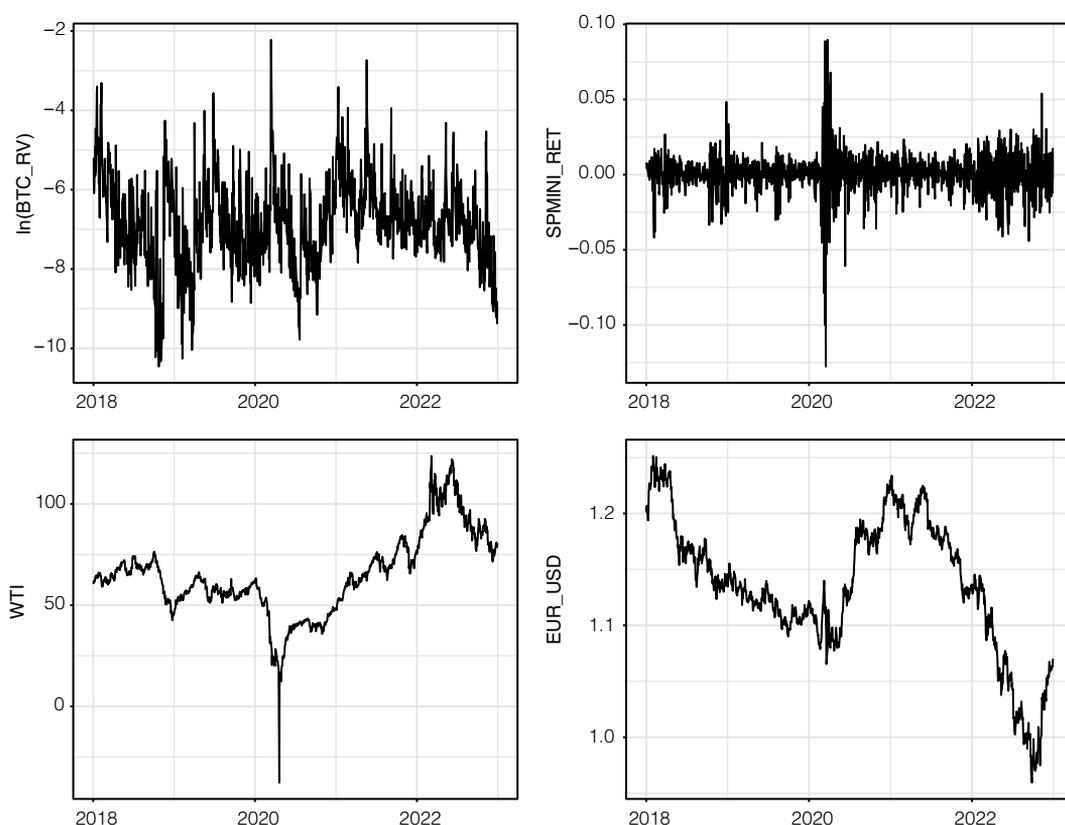
**Таблица 1.** Описательные статистики

Название переменной	Среднее	Стандартное отклонение	Коэффициент вариации	Медиана	Минимальное значение	Максимальное значение
<i>BTC_RV</i>	0.0021	0.005	2.381	0.0011	0.00004	0.11
<i>SPMINI_RET</i>	0.0003	0.014	46.666	0.0009	-0.13	0.09
<i>EUR_USD</i>	1.14	0.060	0.053	1.13	0.96	1.25
<i>WTI</i>	64.72	20.00	0.309	63.19	-37.63	123.70
<i>VIX</i>	21.30	8.39	0.394	19.82	9.15	82.69
<i>TEU_ENG</i>	166.96	95.44	0.572	141.06	24.02	670.59
<i>TMU_ENG</i>	154.58	92.05	0.596	132.13	14.19	1173.80

Как можно заметить из табл. 1, коэффициент вариации для индекса TMU\_ENG принимает более высокое значение по сравнению с аналогичным показателем для индекса TEU\_ENG. Данное заключение кажется естественным, поскольку при расчете индекса TEU\_ENG используется больше понятий неопределенности, нежели при расчете индекса рыночной неопределенности TMU\_ENG, вследствие чего он обладает меньшим разбросом. Примечательно, что минимальное значение цены нефти WTI на рассматриваемом периоде оказалось отрицательным, что на первый взгляд кажется ошибкой, возникшей

при вводе данных. Однако 20 апреля 2020 г. цена за баррель нефти WTI действительно достигла значения  $-37.63\$^5$ .

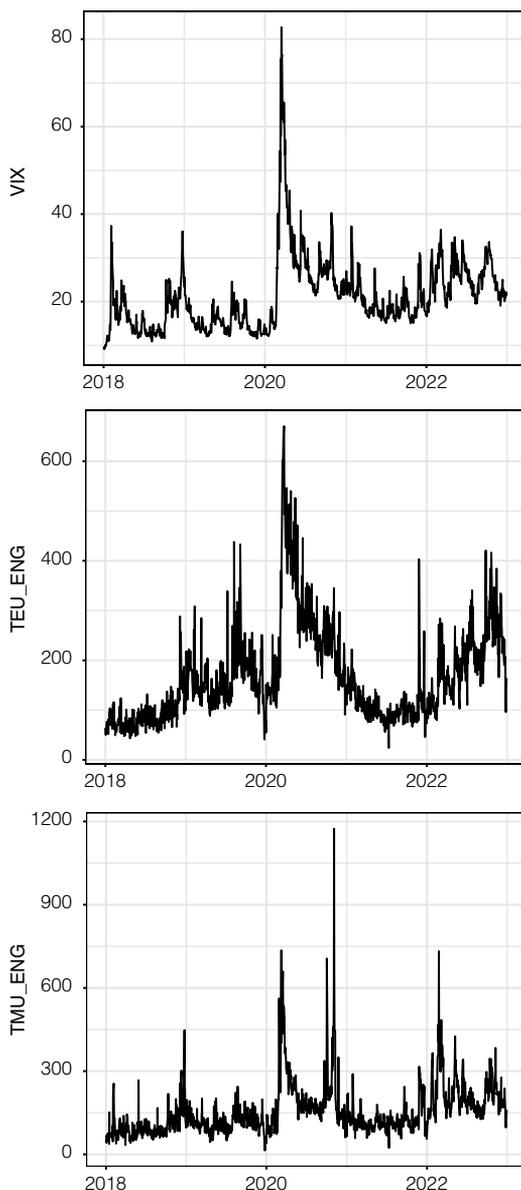
На рисунке 1 представлены графики динамики логарифма реализованной волатильности Bitcoin, доходности фьючерса E-mini S&P 500, цены нефти WTI и обменного курса EUR/USD. Можно отметить, что в феврале 2020 г. для всех рассматриваемых показателей наблюдается существенное изменение в поведении. Это изменение курса, несомненно, соответствует началу пандемии COVID-19.



**Рис. 1.** Динамика логарифма реализованной волатильности Bitcoin, доходности фьючерса E-mini S&P 500, цены нефти WTI и обменного курса EUR/USD в период с 02.01.2018 по 30.12.2022

На рисунке 2 представлены графики динамики индексов неопределенности: TEU\_ENG, TMU\_ENG и VIX. Можно заметить, что в феврале 2020 г. на каждом из представленных графиков наблюдается существенный всплеск значений, что также может быть объяснено началом пандемии.

<sup>5</sup> См. <https://www.rbc.ru/economics/21/04/2020/5e9df3249a79470ff099ae32>.



**Рис. 2.** Динамика индексов неопределенности (TEU\_ENG, TMU\_ENG, VIX) в период с 02.01.2018 по 30.12.2022

### 3. Методология

С целью изучения связи между волатильностью Bitcoin и индексами неопределенности в данном исследовании используется модель ECM (Error Correction Model), позволяющая выявить краткосрочные и долгосрочные взаимосвязи между показателями. Такая методология была использована в статье (Nouir, Hamida, 2023) для изучения взаимосвязи между

индексами неопределенности экономической политики (EPU) и геополитических рисков (GPR) в США и Китае и волатильностью Bitcoin в период с августа 2010 г. по сентябрь 2021 г.

Для проверки гипотезы о наличии структурного сдвига использовался тест Баи–Перрона. Согласно результатам теста датой, соответствующей структурному сдвигу, является 1 марта 2020 г. Поэтому рассматриваемый период был разделен на две части — с 02.01.2018 по 28.02.2020 (названный доковидным периодом), а также с 02.03.2020 по 31.12.2022 (в рамках данного исследования будем называть его постковидным периодом). Такое разделение является эмпирическим и основанным на графиках динамики показателей.

Прежде чем перейти к построению модели, протестируем показатели на стационарность с помощью ADF и KPSS тестов. Всего было рассмотрено четыре теста:

- ADF с константой (ADF const);
- ADF с константой и трендом (ADF trend);
- KPSS с константой (KPSS const);
- KPSS с константой и трендом (KPSS trend).

Число лагов во вспомогательной регрессии в ADF тесте выбиралось на основе информационного критерия Акаике (AIC).

Результаты тестирования гипотезы о стационарности рядов с помощью ADF и KPSS тестов различных типов (с константой и с трендом) для доковидного и постковидного периодов представлены в таблицах 2 и 3.

**Таблица 2.** Результаты ADF и KPSS тестов для доковидного и постковидного периодов

Название переменной	Доквидный период				Постковидный период			
	ADF const	ADF trend	KPSS const	KPSS trend	ADF const	ADF trend	KPSS const	KPSS trend
<i>BTC_RV</i>	+	+	–	–	+	+	+	–
<i>SPMINI_RET</i>	+	+	+	+	+	+	+	+
<i>WTI</i>	–	–	–	–	–	–	–	–
<i>VIX</i>	+	–	+	–	+	+	–	–
<i>TEU_ENG</i>	+	+	–	–	+	+	–	–
<i>TMU_ENG</i>	+	+	–	–	+	+	–	–
<i>EUR_USD</i>	–	–	–	–	–	–	–	–

*Примечание.* «+» — ряд является стационарным на уровне значимости 0.05, а «–» — ряд нестационарный на уровне значимости 0.05.

В зависимости от теста и его типа результаты проверки гипотезы о нестационарности рядов для некоторых показателей различаются на 5%-ном уровне значимости. Однако на обоих рассматриваемых периодах все показатели относятся либо к рядам типа  $I(0)$ , либо  $I(1)$ . Наличие показателей с разными порядками интегрирования ( $I(0)$  и  $I(1)$ ) обуславливает выбор ARDL модели для проведения эконометрического моделирования. Модель  $ARDL(p, q_1, q_2, \dots, q_6)$  имеет следующий вид:

$$\begin{aligned}
BTC\_RV_t = & \nu + \sum_{i=1}^p \delta_i \cdot BTC\_RV_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_1} \beta_i^1 \cdot SPMINI\_RET_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_2} \beta_i^2 \cdot WTI_{t-i} + \\
& + \sum_{i=1}^{q_3} \beta_i^3 \cdot VIX_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_4} \beta_i^4 \cdot TEU\_ENG_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_5} \beta_i^5 \cdot TMU\_ENG_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_6} \beta_i^6 \cdot EUR\_USD_{t-i} + \varepsilon_t.
\end{aligned}$$

Модель ARDL( $p, q_1, q_2, \dots, q_6$ ) может быть переписана в виде ECM модели следующим образом:

$$\begin{aligned}
\Delta BTC\_RV_t = & \mu + \alpha_1 \Delta SPMINI\_RET_t + \alpha_2 \Delta WTI_t + \alpha_3 \Delta VIX_t + \alpha_4 \Delta TEU\_ENG_t + \alpha_5 \Delta TMU\_ENG_t + \\
& + \alpha_6 \Delta EUR\_USD_t + \sum_{i=1} \delta_i \Delta BTC\_RV_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_1-1} \beta_i^1 \Delta SPMINI\_RET_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_2-1} \beta_i^2 \Delta WTI_{t-i} + \sum_{i=1} \beta_i^3 \Delta VIX_{t-i} \\
& + \sum_{i=1}^{q_4-1} \beta_i^4 \Delta TEU\_ENG_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_5-1} \beta_i^5 \Delta TMU\_ENG_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_6-1} \beta_i^6 \Delta EUR\_USD_{t-i} + \gamma_0 BTC\_RV_{t-1} + \\
& + \gamma_1 SPMINI\_RET_{t-1} + \gamma_2 WTI_{t-1} + \gamma_3 VIX_{t-1} + \\
& + \gamma_4 TEU\_ENG_{t-1} + \gamma_5 TMU\_ENG_{t-1} + \gamma_6 EUR\_USD_{t-1} + \varepsilon_t.
\end{aligned}$$

В модели ECM коэффициенты  $\gamma_j$  отражают эффекты в долгосрочном периоде. Краткосрочным (мгновенным) эффектам соответствуют коэффициенты  $\alpha_j$ .

Для тестирования наличия коинтеграции для рассматриваемых рядов использован Bounds test, предложенный Pesaran et al. (2001). Данная методология может быть использована для смеси переменных типа I(0) и I(1), что наблюдается в исходных данных. Нулевая и альтернативная гипотезы в Bounds test имеют вид:

$$H_0 : \text{ряды некойнтегрированы, } H_1 : \text{ряды коинтегрированы.}$$

Подбор оптимальных параметров  $p, q_j, j=1, \dots, 6$  в ARDL модели, используемой в Bounds test, на каждом из рассматриваемых периодов осуществлялся на основе информационного критерия Акаике (AIC). Наименьшие значения AIC соответствуют моделям ARDL(1,1,2,1,1,1) на доковидном периоде и ARDL(1,1,1,1,1,1) на постковидном периоде. В результате проверки гипотезы о наличии коинтеграции были получены следующие величины  $F$ -статистики и  $p$ -значения для доковидного и постковидного периодов соответственно:  $F = 18.451$ ,  $p$ -значение = 0.000 и  $F = 46.447$ ,  $p$ -значение = 0.000. С помощью теста Бройша–Годфри для оптимальных моделей была протестирована и подтверждена на 5%-ном уровне значимости гипотеза об отсутствии автокорреляции в остатках. Таким образом, был получен вывод, что между рассматриваемыми рядами существует долгосрочное равновесие в обоих рассматриваемых периодах.

Теперь можно перейти к оцениванию ECM моделей на доковидном и постковидном периодах. С целью масштабирования результатов оценивания вместо  $BTC\_RV$  рассмотрен показатель  $BTC\_RV \times 10^5$ .

В таблице 3 представлены результаты оценивания оптимальных ECM моделей на доковидном и постковидном периодах. Столбец «Коэффициенты (1)» соответствует результатам оценивания на доковидном периоде по модели, выбранной в качестве оптимальной на данных доковидного периода. В столбце «Коэффициенты (2)» представлены результаты

оценивания этой же спецификации модели, но на данных постковидного периода. Столбец «Коэффициенты (3)» содержит результаты оценивания модели на доковидном периоде, полученной в качестве оптимальной на данных постковидного периода. Результаты оценивания этой же спецификации модели на постковидном периоде представлены в столбце «Коэффициенты (4)».

**Таблица 3.** Результаты оценивания ЕСМ модели (с выбором оптимальной модели на доковидном периоде)

Переменная	Коэффициенты (1)	Коэффициенты (2)	Коэффициенты (3)	Коэффициенты (4)
<i>Intercept</i>	-161.1*** (44.8)	-143.1*** (53.8)	-156.8*** (45.9)	-141.1*** (53.5)
<i>BTC_RV<sub>t-1</sub></i>	-0.372*** (0.032)	-0.648*** (0.036)	-0.365*** (0.033)	-0.649*** (0.036)
<i>WTI<sub>t-1</sub></i>	-0.531** (0.247)	0.196* (0.110)	-0.497** (0.252)	0.194* (0.110)
<i>EUR_USD<sub>t-1</sub></i>	181.8*** (40.4)	113.9*** (37.7)	176.9*** (41.3)	112.5** (37.5)
<i>SPMINI_RET<sub>t-1</sub></i>	494.56 (296.81)	-36.9 (231.0)	-459.6* (240.3)	31.4 (191.5)
<i>VIX<sub>t-1</sub></i>	-0.815* (0.428)	0.462 (0.402)	-1.010** (0.435)	0.453 (0.400)
<i>TEU_ENG<sub>t-1</sub></i>	0.0155 (0.0343)	0.00361 (0.0325)	0.00903 (0.03508)	0.00280 (0.03245)
<i>TMU_ENG<sub>t-1</sub></i>	0.0279 (0.0442)	0.0065 (0.0201)	0.0591 (0.0448)	0.0072 (0.0201)
$\Delta WTI_t$	0.306 (1.005)	-0.362 (0.587)	0.434 (1.029)	-0.035 (0.586)
$\Delta EUR\_USD_t$	119.2 (245.0)	-171.2 (253.5)	115.5 (250.7)	-173.1 (252.7)
$\Delta SPMINI\_RET_t$	118.9 (209.2)	97.4 (161.3)	11.7 (213.3)	105.8 (160.3)
$\Delta VIX_t$	0.714 (1.171)	1.428 (1.015)	-0.150 (1.186)	1.488 (1.008)
$\Delta VIX_{t-1}$	5.664*** (1.076)	-0.515 (0.972)	—	—
$\Delta TEU\_ENG_t$	0.0269 (0.0319)	0.00626 (0.03500)	0.0250 (0.0326)	0.00636 (0.03500)
$\Delta TMU\_ENG_t$	0.0739* (0.0379)	0.0372 (0.0252)	0.0866** (0.0387)	0.0366 (0.0252)

Примечание. Обозначения \*\*\*, \*\* и \* соответствуют 1, 5 и 10%-ным уровням значимости соответственно. В скобках приведены стандартные ошибки оценок коэффициентов.

В краткосрочной перспективе наблюдается значительный положительный эффект от индекса неопределенности VIX и индекса рыночной неопределенности на основе Twitter-данных, TMU\_ENG. В долгосрочной перспективе наблюдается значимый отрицательный эффект от BTC\_RV и WTI, а также значимый положительный эффект от обменного курса EUR/USD.

Оценка той же спецификации в постковидном периоде дает результаты, представленные в столбце «Коэффициенты (2)» табл. 3. В долгосрочной перспективе влияние цены на нефть WTI стало незначимым по сравнению с доковидным периодом. Индексы неопределенности стали незначимыми на любом разумном уровне значимости.

В краткосрочном и долгосрочном периодах значимыми оказались только реализованная волатильность Bitcoin и обменный курс EUR/USD. При этом индексы неопределенности оказались незначимыми.

Сравнивая результаты оценивания модели ЕСМ на двух периодах, представленные в табл. 3, приходим к выводу, что им соответствуют разные модели для волатильности криптовалюты Bitcoin.

Краткосрочный положительный эффект наблюдается для индекса рыночной неопределенности TMU\_ENG в обоих периодах.

В долгосрочном периоде из трех рассматриваемых индексов неопределенности только индекс VIX оказывает значимое влияние на волатильность Bitcoin на обоих рассматриваемых полупериодах.

#### 4. Заключение

В ходе исследования было проанализировано наличие связи между реализованной волатильностью Bitcoin и тремя показателями экономической и рыночной неопределенности, а именно, индексами VIX, TEU\_ENG и TMU\_ENG. Изучаемый временной интервал был разделен на два периода: доковидный (с 02.01.2018 по 28.02.2020) и постковидный (с 02.03.2020 по 31.12.2022). Для выявления краткосрочной и долгосрочной связи между волатильностью Bitcoin и индексами неопределенности на каждом из периодов была оценена ARDL модель. В качестве контрольных переменных в модель включены доходность фьючерса E-mini S&P 500, цена на нефть WTI, обменный курс EUR/USD, чье влияние на волатильность Bitcoin было подтверждено в работах, представленных в литературном обзоре.

Результаты оценивания моделей на доковидном и постковидном периодах показывают, что модели на двух рассматриваемых интервалах (доковидный, постковидный) различаются. В обоих периодах в долгосрочной перспективе наблюдается значимое влияние «индекса страха» VIX, цены нефти WTI, обменного курса EUR/USD и самой волатильности криптовалюты на реализованную волатильность Bitcoin. В обоих периодах выявлено отрицательное значимое влияние индекса VIX на волатильность Bitcoin. Схожий вывод об отрицательном значимом влиянии индекса неопределенности на волатильность Bitcoin был получен в работе (Nouir, Hamida, 2023). Авторы статьи показали, что индексы неопределенности GPR и EPU, рассчитанные для Китая, значимо отрицательно влияют в долгосрочной перспективе на волатильность Bitcoin в период с августа 2010 г. по июнь 2014 г. и с июля 2014 г. по сентябрь 2021 г. соответственно.

В краткосрочной перспективе в доковидном и постковидном периодах значимый положительный эффект наблюдается для показателя рыночной неопределенности, рассчитанного на основе данных Twitter, TMU\_ENG. В доковидном периоде также обнаружено значимое положительное краткосрочное влияние индекса VIX, что примечательно, т.к. в долгосрочной перспективе данное влияние значимо отрицательное. В статье (Nouir, Hamida, 2023) был получен схожий результат в период с августа 2010 г. по июнь 2014 г. — авторы выявили

положительный краткосрочный эффект между EPU США и волатильностью Bitcoin. Однако в период с июля 2014 г. по сентябрь 2021 г. краткосрочный эффект меняется на противоположный (отрицательный), а также становится значимым отрицательным краткосрочный эффект для показателя GPR в США.

Результаты исследования подтверждают наличие связи между индексами неопределенности VIX и TMU\_ENG и волатильностью Bitcoin. При этом направленность связи различается в краткосрочной и долгосрочной перспективах, а также в зависимости от изучаемого периода. Полученный результат может быть использован в дальнейшем при построении моделей для прогнозирования волатильности криптовалюты Bitcoin с использованием дополнительных факторов (индексов неопределенности).

**Благодарности.** Исследование поддержано Российским научным фондом (РНФ), грант № 24-28-00280.

### Список литературы

- Аганин А. Д., Маневич В. А., Пересецкий А. А., Погорелова П. В. (2023). Сравнение моделей прогноза волатильности криптовалют и фондового рынка. *Экономический журнал ВШЭ*, 27 (1), 49–77. DOI: 10.17323/1813-8691-2023-27-1-49-77.
- Маневич В. А., Пересецкий А. А., Погорелова П. В. (2022). Волатильность фондового рынка и волатильность криптовалют. *Прикладная эконометрика*, 65, 65–76. DOI: 10.22394/1993-7601-2022-65-65-76.
- Andersen T. G., Bollerslev T. (1998). Answering the skeptics: Yes, standard volatility models do provide accurate forecasts. *International Economic Review*, 39 (4), 885–905. DOI: 10.2307/2527343.
- Baker S. R., Bloom N., Davis S. J. (2016). Measuring economic policy uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*, 131 (4), 1593–1636. DOI: 10.1093/qje/qjw024.
- Baker S. R., Bloom N., Davis S. J., Kost K., Sammon M., Viratyosin T. (2020). The unprecedented stock market reaction to COVID-19. *The Review of Asset Pricing Studies*, 10 (4), 742–758. DOI: 10.1093/rapstu/raaa008.
- Baruník J., Kley T. (2019). Quantile coherency: A general measure for dependence between cyclical economic variables. *Econometrics Journal*, 22 (2), 131–152. DOI: 10.1093/ectj/utz002.
- Bergsli L. Ø., Lind F. A., Molnár P., Polasik M. (2022). Forecasting volatility of Bitcoin. *Research in International Business and Finance*, 59. DOI: 10.1016/j.ribaf.2021.101540.
- Caporale G. M., Zekokh T. (2019). Modelling volatility of cryptocurrencies using Markov-Switching GARCH models. *Research in International Business and Finance*, 48, 143–155. DOI: 10.1016/j.ribaf.2018.12.009.
- Hong Y., Liu Ya., Wang S. (2009). Granger causality in risk and detection of extreme risk spillover between financial markets. *Journal of Econometrics*, 150 (2), 271–287. DOI: 10.1016/j.jeconom.2008.12.013.
- Jareño F., De la O González M., Tolentino M., Sierra K. (2020). Bitcoin and gold price returns: A quantile regression and NARDL analysis. *Resources Policy*, 67. DOI: 10.1016/j.resourpol.2020.101666.
- Jiang Y., Wu L., Tian G., Nie H. (2021). Do cryptocurrencies hedge against EPU and the equity market volatility during COVID-19? — New evidence from quantile coherency analysis. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 72, 101324. DOI: 10.1016/j.intfin.2021.101324.

- Lopez-Lira A., Tang Yu. (2023). Can ChatGPT forecast stock price movements? Return predictability and large language models. <https://ssrn.com/abstract=4412788>. DOI: 10.2139/ssrn.4412788.
- Nouir J. B., Hamida H. B. H. (2023). How do economic policy uncertainty and geopolitical risk drive Bitcoin volatility? *Research in International Business and Finance*, 64, 101809. DOI: 10.1016/j.ribaf.2022.101809.
- Pesaran M. H., Shin Y., Smith R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16 (3), 289–326. DOI: 10.1002/jae.616.
- Shaikh I. (2019). On the relationship between economic policy uncertainty and the implied volatility index. *Sustainability*, 11 (6), 1–11. DOI: 10.3390/su11061628.
- Simran, Sharma A. K. (2023). Asymmetric impact of economic policy uncertainty on cryptocurrency market: Evidence from NARDL approach. *The Journal of Economic Asymmetries*, 27, e00298. DOI: 10.1016/j.jeca.2023.e00298.
- Wang G. J., Xie C., Wen D., Zhao L. (2019). When Bitcoin meets economic policy uncertainty (EPU): Measuring risk spillover effect from EPU to Bitcoin. *Finance Research Letters*, 31. DOI: 10.1016/j.frl.2018.12.028.
- Wang J., Lu X., He F., Ma F. (2020). Which popular predictor is more useful to forecast international stock markets during the coronavirus pandemic: VIX vs EPU? *International Review of Financial Analysis*, 72. DOI: 10.1016/j.irfa.2020.101596.
- White H., Kim T.-H., Manganelli S. (2015). VAR for VaR: Measuring tail dependence using multivariate regression quantiles. *Journal of Econometrics*, 187, 169–188. DOI: 10.1016/j.jeconom.2015.02.004.
- Yu J., Shi X., Guo D., Yang L. (2021). Economic policy uncertainty (EPU) and firm carbon emissions: Evidence using a China provincial EPU index. *Energy Economics*, 94. DOI: 10.1016/j.eneco.2020.105071.

Поступила в редакцию 10.01.2024;  
принята в печать 20.03.2024.

---

Pogorelova P. Investigation of the impact of uncertainty indices on Bitcoin volatility using the ARDL model. *Applied Econometrics*, 2024, v. 74, pp. 35–50.

DOI: 10.22394/1993-7601-2024-74-35-50

---

### **Polina Pogorelova**

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

## **Investigation of the impact of uncertainty indices on Bitcoin volatility using the ARDL model**

The article uses the ARDL model to study the impact of the VIX index and the indices of economic and market uncertainty based on data from the social network X (formerly Twitter, blocked in the Russian Federation) on the volatility of Bitcoin. To estimate the unobservable cryptocurrency volatility, the author uses a nonparametric estimator derived from 5-minute data on Bitcoin closing prices, con-

sidering adjustments if there are gaps within the day. The paper considers the data for the period from 02.01.2018 to 30.12.2022, divided into two half-periods: pre-COVID-19 period (from 02.01.2018 to 28.02.2020) and post-COVID-19 period (from 01.03.2020 to 31.12.2022). According to the results obtained by estimating the ARDL model at different half-periods, in the long term, there is a significant negative VIX index impact on the realized volatility of Bitcoin. This paper observed a short-term (instantaneous) significant positive effect on the realized volatility of Bitcoin for the index of market uncertainty TMU\_ENG in the pre-COVID-19 period. The identified significant effects make it possible to use the VIX and TMU\_ENG indices to improve the forecast quality in models for the volatility of the Bitcoin cryptocurrency.

**Keywords:** Bitcoin; cryptocurrency; realized volatility; ARDL model; uncertainty indices; COVID-19.

**JEL classification:** C32; C58; D80; G15; G17.

**Acknowledgments.** Author is grateful for the financial support of the Russian Science Foundation, grant № 24-28-00280 (<https://rscf.ru/project/24-28-00280>).

## References

- Aganin A., Manevich V., Peresetsky A., Pogorelova P. (2023). Comparison of cryptocurrency and stock market volatility forecast models. *The HSE Economic Journal*, 27 (1), 49–77 (in Russian). DOI: 10.17323/1813-8691-2023-27-1-49-77.
- Andersen T. G., Bollerslev T. (1998). Answering the skeptics: Yes, standard volatility models do provide accurate forecasts. *International Economic Review*, 39 (4), 885–905. DOI: 10.2307/2527343.
- Baker S. R., Bloom N., Davis S. J. (2016). Measuring economic policy uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*, 131 (4), 1593–1636. DOI: 10.1093/qje/qjw024.
- Baker S. R., Bloom N., Davis S. J., Kost K., Sammon M., Viratyosin T. (2020). The unprecedented stock market reaction to COVID-19. *The Review of Asset Pricing Studies*, 10 (4), 742–758. DOI: 10.1093/rapstu/raaa008.
- Baruník J., Kley T. (2019). Quantile coherency: A general measure for dependence between cyclical economic variables. *Econometrics Journal*, 22 (2), 131–152. DOI: 10.1093/ectj/utz002.
- Bergsli L. Ø., Lind F. A., Molnár P., Polasik M. (2022). Forecasting volatility of Bitcoin. *Research in International Business and Finance*, 59. DOI: 10.1016/j.ribaf.2021.101540.
- Caporale G. M., Zekokh T. (2019). Modelling volatility of cryptocurrencies using Markov-Switching GARCH models. *Research in International Business and Finance*, 48, 143–155. DOI: 10.1016/j.ribaf.2018.12.009.
- Hong Y., Liu Ya., Wang S. (2009). Granger causality in risk and detection of extreme risk spillover between financial markets. *Journal of Econometrics*, 150 (2), 271–287. DOI: 10.1016/j.jeconom.2008.12.013.
- Jareño F., De la O González M., Tolentino M., Sierra K. (2020). Bitcoin and gold price returns: A quantile regression and NARDL analysis. *Resources Policy*, 67. DOI: 10.1016/j.resourpol.2020.101666.
- Jiang Y., Wu L., Tian G., Nie H. (2021). Do cryptocurrencies hedge against EPU and the equity market volatility during COVID-19? — New evidence from quantile coherency analysis. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 72, 101324. DOI: 10.1016/j.intfin.2021.101324.
- Lopez-Lira A., Tang Yu. (2023). Can ChatGPT forecast stock price movements? Return predictability and large language models. <https://ssrn.com/abstract=4412788>. DOI: 10.2139/ssrn.4412788.

- Manevich V.A., Peresetsky A.A., Pogorelova P.V. (2022). Stock market and cryptocurrency market volatility. *Applied Econometrics*, 65, 65–76. DOI: 10.22394/1993-7601-2022-65-65-76 (in Russian).
- Nouir J.B., Hamida H.B. H. (2023). How do economic policy uncertainty and geopolitical risk drive Bitcoin volatility? *Research in International Business and Finance*, 64, 101809. DOI: 10.1016/j.ribaf.2022.101809.
- Pesaran M.H., Shin Y., Smith R.J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16 (3), 289–326. DOI: 10.1002/jae.616.
- Shaikh I. (2019). On the relationship between economic policy uncertainty and the implied volatility index. *Sustainability*, 11 (6), 1–11. DOI: 10.3390/su11061628.
- Simran, Sharma A.K. (2023). Asymmetric impact of economic policy uncertainty on cryptocurrency market: Evidence from NARDL approach. *The Journal of Economic Asymmetries*, 27, e00298. DOI: 10.1016/j.jeca.2023.e00298.
- Wang G.J., Xie C., Wen D., Zhao L. (2019). When Bitcoin meets economic policy uncertainty (EPU): Measuring risk spillover effect from EPU to Bitcoin. *Finance Research Letters*, 31. DOI: 10.1016/j.frl.2018.12.028.
- Wang J., Lu X., He F., Ma F. (2020). Which popular predictor is more useful to forecast international stock markets during the coronavirus pandemic: VIX vs EPU? *International Review of Financial Analysis*, 72. DOI: 10.1016/j.irfa.2020.101596.
- White H., Kim T.-H., Manganelli S. (2015). VAR for VaR: Measuring tail dependence using multivariate regression quantiles. *Journal of Econometrics*, 187, 169–188. DOI: 10.1016/j.jeconom.2015.02.004.
- Yu J., Shi X., Guo D., Yang L. (2021). Economic policy uncertainty (EPU) and firm carbon emissions: Evidence using a China provincial EPU index. *Energy Economics*, 94. DOI: 10.1016/j.eneco.2020.105071.

Received 10.01.2024; accepted 20.03.2024.