

Федеральное государственное автономное образовательное  
учреждение высшего образования  
«Национальный исследовательский университет  
«Высшая школа экономики»

*На правах рукописи*

Погорелова Полина Вячеславовна

**МОДЕЛИРОВАНИЕ ВОЛАТИЛЬНОСТИ КРИПТОВАЛЮТ  
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВОЛАТИЛЬНОСТИ ФИНАНСОВЫХ РЫНКОВ**

**РЕЗЮМЕ**

Диссертации на соискание ученой степени  
кандидата экономических наук

Научный руководитель:  
доктор экономических наук  
Пересецкий Анатолий Абрамович

JEL: C32, C58, D80, G15, G17

Москва – 2024

### *Актуальность исследования*

В последние пятнадцать лет появились и получили бурное развитие криптовалюты, наиболее известная из них, Bitcoin, появившийся в 2008 г., имеет капитализацию, примерно равную капитализации компании Apple. Кроме Bitcoin, 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 сторонних лиц в структуру оборота криптовалюты.

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. Несмотря на то что рынок криптовалюты не первый год является полноправным участником глобальной финансовой системы, изучение его связи с поведением финансового рынка представляет собой актуальную задачу как для государственного сектора, так и для инвесторов с целью диверсификации рисков.

Возрастающая значимость криптовалют в финансовом секторе также привела к росту числа работ, посвященных анализу динамики курсов и волатильности криптовалюты и их моделированию. В силу того, что волатильность является ненаблюдаемой величиной, возникает необходимость в нахождении некоторой аппроксимации для данной меры разброса доходностей активов. В качестве меры волатильности финансовых активов, для которых доступны высокочастотные внутридневные данные, часто используется ее

непараметрическая оценка, называемая «реализованной волатильностью». Существует семейство моделей, называемое HAR-RV (The Heterogeneous Autoregressive model of the Realized Volatility), в которых дневная непараметрическая оценка волатильности моделируется зависимостью от ее усредненных значений за некоторые промежутки времени (обычно за неделю и за месяц).

Еще одним популярным семейством моделей, используемых для моделирования волатильности как инструментов традиционного финансового рынка, так и цифровых валют, является семейство GARCH (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity). Модели из семейств HAR и GARCH активно используются для прогнозирования волатильности, однако, как отмечается в исследованиях в данной области (Aganin et al., 2023; Bergsli et al., 2022; Caporale, Zekokh, 2019), классические эконометрические модели обладают невысокой прогностической способностью для криптовалют. Эти результаты приводят к вопросу: с помощью каких показателей можно моделировать волатильность криптовалюты и что потенциально может улучшить качество ее прогноза? Вероятно, рост капитализации и увеличивающаяся значимость цифровых валют свидетельствуют о возможности использовать показатели с финансового рынка в качестве предикторов волатильности Bitcoin.

В последние годы в исследованиях на тему моделирования и прогнозирования доходности и волатильности финансовых инструментов все чаще изучается возможность использования факторов, отражающих степень экономической, рыночной, геополитической и других видов неопределенности. Среди таких показателей есть как широко известный «индекс страха» VIX, так и различные индексы, построенные на основе данных из социальных сетей или новостных заголовков.

Еще одна группа факторов, которая может быть использована в задачах финансового моделирования и прогнозирования включает в себя показатели, отражающие степень привлеченности внимания инвесторов к финансовому инструменту. К примеру, сервисы для поиска информации о запросах пользователей в сети Интернет, такие как Google Trends и Yandex Wordstat,

предоставляют количественную информацию о запросах по ключевым словам, которая может быть использована при моделировании характеристик финансовых инструментов. Активно набирает популярность применение методов машинного обучения, в том числе больших языковых моделей (Large Language Models, LLM), позволяющих проводить анализ настроений инвесторов с целью его дальнейшего использования в задачах прогнозирования доходности или волатильности финансового актива. Авторы работы (Lopez-Lira., Tang., 2023), отмечают высокий потенциал гибридных моделей, объединяющих методы эконометрического моделирования и машинного обучения, в задачах прогнозирования различных финансовых показателей.

### ***Степень проработанности проблемы***

Начиная с 2017 года, когда стоимость криптовалюты Bitcoin начала стремительно расти, в научной литературе появилось большое число работ, посвященных анализу процессов, связанных с цифровыми валютами.

Несмотря на растущую капитализацию рынка криптовалют и увеличивающееся число транзакций с цифровыми валютами в условиях глобальной неопределенности среди экспертов по-прежнему существуют различные мнения о том, насколько серьезным участником финансовой системы являются криптовалюты, в частности, Bitcoin. В целом все исследования относительно криптовалют можно разделить на две группы. К первой группе относятся исследования, направленные на изучение значимости криптовалютного рынка в финансовой системе, его связи с классическим финансовым рынком. Понимание подобных процессов представляет интерес для государства (в том числе, для регулирования процессов на законодательном уровне), а также для инвесторов, к примеру, с целью диверсификации рисков.

Значительная доля исследований в области связи криптовалютного рынка с классическим рынком подтверждает значимую двустороннюю статистическую связь между Bitcoin (и другими менее популярными цифровыми валютами) с одной стороны и финансовыми индексами, в частности, S&P 500, с другой. Стоит отметить, что направление связи и ее интенсивность неоднородны. В зависимости

от принадлежности фондового индекса к развитым или развивающимся странам характер влияния различается (Ahmed, 2021). Разный характер связи между фондовыми индексами и ценой Bitcoin зависит также и от того, является ли страна членом G7 или E7. Авторы работы (Aydogan et al., 2022) обнаружили однонаправленное влияние рынков криптовалют и фондовых рынков для E7, но двунаправленное для G7 (в том числе для Bitcoin и S&P 500). 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.

Еще один интересный результат получен в статье (Uzonwanne, 2021), автор которой показывает, что в краткосрочной перспективе наблюдается переток волатильности от S&P 500 к Bitcoin, в то же время в долгосрочной перспективе переток был двунаправленным на обоих рынках.

Вторая группа исследований сосредоточена на получении все более точных краткосрочных прогнозов для волатильности криптовалют, в том числе, для дальнейшей оценки рыночного риска Value-at-Risk, расчет которого представляет собой важную задачу для инвесторов.

В работах (Аганин, 2017; Pichl, Kaizoji, 2017; Bergsli et al., 2022) показано преимущество моделей из семейства HAR по сравнению с моделями из семейства GARCH в задаче краткосрочного прогнозирования однодневной волатильности финансовых показателей.

Авторы (Caronale, Zekokh, 2019) приходят к выводу о низкой эффективности стандартных GARCH моделей для прогнозирования волатильности некоторых популярных криптовалют. Динамика волатильности криптовалютного рынка характеризуется длинной памятью и сменой режимов, о чем свидетельствуют результаты исследований (Kaya Soylu et al., 2020; Chkili, 2021; Segnon and Bekiros, 2020). В этих работах демонстрируется эффективность модели FIGARCH, явно учитывающей длинную память, перед всеми остальными спецификациями из семейства GARCH в задаче прогнозирования волатильности Bitcoin.

В связи с недостаточно высоким уровнем точности прогнозов волатильности финансовых инструментов, который обеспечивают параметрические модели, использующие только информацию о траектории волатильности актива в предыдущие моменты времени, возникает необходимость в поиске новых факторов для моделирования и прогнозирования волатильности или доходности активов.

В ряде работ (Wang et al., 2019; Jareño et al., 2020; Simran, Sharma., 2023; Noir, Hamida, 2023) авторы изучают влияние различных индексов неопределенности, таких как EPU (Economic Policy Uncertainty Index), VIX (CBOE Volatility Index), TMU (Twitter-based Market Uncertainty Index), TEU (Twitter-based Economic Uncertainty Index) на доходность и волатильность криптовалют. Авторы рассматривают различные временные периоды, часть из которых включают момент начала пандемии Covid-19, что в большинстве случаев означает наличие структурных сдвигов в данных. Большинство из исследований подтверждают статистически значимое влияние индексов на характеристики криптовалют, а также показывают, что на разных интервалах это влияние может менять как свою интенсивность, так и направленность.

Начиная с 2023 года в исследованиях по соответствующей тематике авторами все чаще исследуется потенциал методов машинного обучения. К примеру, в статье (Lopez-Lira., Tang., 2023) чат-бот с искусственным генеративным интеллектом ChatGPT применяется для оценки настроений на основе анализа заголовков настроений, что в дальнейшем может быть использовано для получения более точных прогнозов.

### ***Объект и предмет исследования***

**Объектом исследования** является волатильность криптовалют на примере криптовалюты Bitcoin.

**Предметом исследования** являются методы моделирования и прогнозирования волатильности криптовалют с использованием волатильности финансовых рынков.

### *Цель и задачи исследования*

**Целью диссертационного исследования** является моделирование волатильности Bitcoin, изучение связи волатильности Bitcoin с волатильностью индексов финансовых рынков и показателями неопределенности, а также прогнозирование волатильности Bitcoin.

Для достижения цели были поставлены следующие **задачи**:

1. проанализировать степень изученности проблемы;
2. проанализировать динамику связи реализованной волатильности Bitcoin и фьючерса E-mini S&P 500;
3. сформулировать и оценить спецификации одномерных моделей из семейств GARCH и HAR для прогнозирования волатильности Bitcoin и E-mini S&P 500;
4. с помощью MCS (Model Confidence Set) теста определить для каждого из активов набор лучших (в смысле минимума функции потерь) спецификаций моделей в задаче прогнозирования на 1 шаг (день) вперед;
5. оценить и сравнить эффекты краткосрочного и долгосрочного влияния индексов рыночной и экономической неопределенности, рассчитанных на основе данных из социальной сети X, на реализованную волатильность Bitcoin в доковидном и постковидном периодах.

### *Методология исследования и данные*

В исследовании используются методы эконометрического анализа, анализа временных рядов. Оценивание моделей производится с помощью языка программирования R, пакета для статистических расчетов EViews, для обработки большого массива данных используется язык программирования Python.

В первой главе диссертации исследуется связь между традиционным финансовым рынком и рынком криптовалюты. Основные результаты главы 1 опубликованы в статье (Маневич, Пересецкий, Погорелова, 2022).

В качестве представителей рынков выбраны фьючерс E-mini S&P 500 и Bitcoin. Выбор Bitcoin обусловлен тем, что он является первой и наиболее популярной криптовалютой. По состоянию на 2024 год Bitcoin занимает более

40% от всей рыночной капитализации криптовалют. E-mini S&P 500 — 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, так как он связан с одним из крупнейших индексов S&P 500 и торгуется почти полный день, что позволяет использовать больше наблюдений при совместном изучении Bitcoin и E-mini S&P 500.

Модель «пространство–состояние» используется для выделения общего стохастического тренда в динамике Bitcoin и фьючерса E-mini S&P 500 с целью анализа схожести поведения криптовалютного и финансового рынков. Аналогичная модель была использована в работе (Пересецкий, Погорелова, 2020) для анализа динамики волатильностей различных финансовых индексов с учетом их несинхронности из-за принадлежности финансовых рынков к разным часовым поясам.

Согласно модели «пространство–состояние» логарифмированная реализованная волатильность может быть представлена как сумма глобальной и локальной компонент:

$$\ln RV_t = \ln RV_{G,t} + \ln RV_{L,t},$$

где  $\ln RV_t$  — логарифм дневной реализованной волатильности в день  $t$ ;  $\ln RV_{G,t}$  — глобальная волатильность, возникающая под воздействием новостей и событий, влияющих одновременно и на финансовый рынок, и на рынок криптовалют;  $\ln RV_{L,t}$  — локальная волатильность, возникающая под воздействием новостей и событий, влияющих только на финансовый рынок или на рынок криптовалют.

Для оценки неизвестных параметров модели используется процедура фильтра Калмана, общая формулировка которой в матричном виде выглядит следующим образом:

$$y_t = Hs_t + \varepsilon_t, \text{ (уравнение наблюдений)}$$
$$s_t = Fs_{t-1} + u_t, \text{ (уравнение состояний)}$$



где  $y_t$  —  $(n \times 1)$  вектор наблюдений;  $s_t$  —  $(m \times 1)$  вектор состояний;  $H, F$  — матрицы размерности  $(n \times m)$  и  $(m \times m)$  соответственно;  $u_t \sim N(0, \Sigma_u)$  —  $(m \times 1)$  случайный вектор;  $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_\varepsilon)$  —  $(n \times 1)$  случайный вектор.

Метод линейного фильтра Калмана подразумевает, что переменная  $y_t$  в уравнении наблюдений является наблюдаемой величиной (сигнал), а переменная  $s_t$  в уравнении состояний — ненаблюдаемой (состояние).

В качестве наблюдаемой величины используются логарифмы реализованной волатильности Bitcoin и фьючерса E-mini S&P 500. Производится декомпозиция логарифмов реализованных волатильностей активов на общую компоненту, являющуюся линейной функцией от ненаблюдаемого общего стохастического тренда  $x_t$ , и локальные (остаточные) компоненты для волатильности Bitcoin ( $\varepsilon_{1t}$ ) и E-mini S&P 500 ( $\varepsilon_{2t}$ ):

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

$$x_t = x_{t-1} + u_t. \quad (2)$$

где  $x_t$  — общий стохастический тренд; случайные величины  $\varepsilon_{1t} \sim N(0, \sigma_1^2)$ ,  $\varepsilon_{2t} \sim N(0, \sigma_2^2)$  и  $u_t \sim N(0, \sigma_u^2)$  нормально распределены и независимы для всех  $t$ , и для всех  $t, s$  предполагается, что  $E(\varepsilon_{1t}\varepsilon_{2s}) = E(u_t\varepsilon_{1s}) = E(u_t\varepsilon_{2s}) = 0$ . Для идентифицируемости модели дисперсию случайной величины  $u_t$  полагается равной 1, т. е.  $Var(u_t) = 1$ .

Оценка ненаблюдаемой общей компоненты  $\hat{x}_t$  вычисляется с помощью фильтра Калмана как оценка условного математического ожидания  $x_t$  при всей имеющейся к моменту времени  $t$  информации. Параметры модели (1)–(2) оцениваются с помощью метода максимального правдоподобия.

Оценивание модели производится с использованием пятиминутных данных по курсу Bitcoin (на бирже GDAX) и пятиминутных данных по фьючерсу E-mini S&P 500 (Чикагская биржа). Источником данных является финансовый

портал *finam.ru*<sup>1</sup>. Данные охватывают период с 01.01.2018 (00:00) по 29.12.2021 (24:00) (по UTC, Coordinated Universal Time).

Изначально параметры модели (1)–(2) оцениваются на всем рассматриваемом временном интервале. Далее в скользящем окне шириной 120 наблюдений с шагом 7 наблюдений рассчитывается доля глобальной составляющей в дисперсии логарифма реализованной волатильности каждого из активов. Для учета возможной неоднородности рассматриваемого периода модель также оценивается в скользящем окне шириной 120 наблюдений и рассчитывается доля дисперсии общей глобальной компоненты в дисперсии логарифма реализованной волатильности каждого из активов.

Анализ динамики глобальной стохастической составляющей и ее доли в волатильности фьючерса E-mini S&P 500 и Bitcoin позволил выдвинуть гипотезу о существовании перетоков волатильности между рынком криптовалюты и классическим фондовым рынком.

Во второй главе работы параметрические модели из двух семейств, GARCH и HAR, используются для прогнозирования реализованной волатильности Bitcoin и E-mini S&P 500 на один шаг вперед. Основные результаты главы 2 опубликованы в статье (Аганин, Маневич, Пересецкий, Погорелова, 2023).

Во всех спецификациях GARCH моделей доходность финансового инструмента описывается AR(1) процессом без константы:

$$r_t = \phi r_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (3)$$

где  $r_t$  — доходность в момент  $t$ ;  $\phi$  — параметр.

Стандартная GARCH( $p, q$ ) модель (Bollerslev, 1986) имеет следующий вид:

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t \quad (4)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2, \quad (5)$$

где  $\sigma_t^2$  — условная дисперсия в момент  $t$ ;  $r_t$  — доходность в момент  $t$ ;  $\phi, \theta, \alpha, \beta$  — параметры, оцениваемые методом максимального правдоподобия;  $z_t$  —

---

<sup>1</sup> <https://www.finam.ru/>

случайный шум (в классической модели используется стандартное нормальное распределение для  $z_t$ ).

Помимо стандартной модели в работе рассматриваются еще 9 GARCH спецификаций. Для каждой из спецификаций модель оценивается с каждым из девяти условных распределений нормированных ошибок  $z_t = \varepsilon_t / \sigma_t$ . Таким образом, всего оценивается 810 моделей из семейства GARCH.

Модели из семейства HAR используют дневную, недельную и месячную компоненты реализованной волатильности, позволяющие учесть длинную память волатильности и неоднородность рынка.

Стандартная модель HAR( $w, m$ ) (Corsi, 2009), имеет следующую спецификацию:

$$RV_{t+1}^d = \beta_0 + \beta_1 RV_t^d + \beta_2 RV_t^w + \beta_3 RV_t^m + \varepsilon_{t+1}. \quad (6)$$

где  $RV_t^d$  — реализованная волатильность в день  $t$ ;

$RV_t^w = \frac{1}{w} \sum_{j=0}^{w-1} RV_{t-j}^d$  — недельная компонента реализованной волатильности в день  $t$ , рассчитанная как среднее за  $w$  предыдущих дней;

$RV_t^m = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} RV_{t-j}^d$  — месячная компонента реализованной волатильности в день  $t$ , рассчитанная как среднее за  $m$  предыдущих дней.

В модели (6) для фондового индекса используются параметры  $w = 5, m = 21$ . Поскольку торговля криптовалютой отличается от обычной биржевой торговли, то в данной работе рассматриваются все пары  $(m, w)$ , где  $4 \leq w \leq 7$  и  $21 \leq m \leq 27$ .

Помимо стандартной HAR модели в работе также рассматриваются ее различные спецификации, позволяющие учесть особенности рядов. При этом в моделях HAR каждая спецификация рассматривается для реализованной волатильности, ее логарифмированного значения и квадратного корня из реализованной волатильности. Всего в работе оценено 138 936 моделей из семейства HAR. В качестве бенчмарка выбраны модели GARCH(1,1) с нормально распределенными ошибками и HAR(5;21).

Оценивание моделей производится в период с 01.01.2018 года по 29.12.2021 (включительно), все данные с частотой 5 минут взяты с сайта finam.ru.

Для выбора оптимальной (с точки зрения функции потерь) модели используется MCS (Model Confidence Set) тест. Полученные во второй главе результаты позволили выявить класс моделей, позволяющих получить наиболее точные прогнозы как для представителя финансового рынка, так и для Bitcoin. Для моделей из семейства NAR получены оптимальные параметры  $w$  и  $m$  для криптовалютного рынка.

Третья глава исследования посвящена поиску экзогенных факторов, которые могут оказывать влияние на волатильность криптовалюты. Основные результаты главы 3 изложены в статье (Погорелова, 2024). В связи с возросшим в последние годы интересом к различным индексам неопределенности и использованию их в задачах прогнозирования характеристик финансовых инструментов, с помощью ARDL модели исследуется их влияние на волатильность криптовалюты Bitcoin.

В качестве оценки волатильности, как и в предыдущих частях исследования, используется реализованная волатильность, рассчитанная по пятиминутным данным о ценах цифровой валюты. В работе рассматриваются три индекса неопределенности: VIX, TEU\_ENG и TMU\_ENG. Индекс волатильности CBOE (VIX), или как его еще называют «индекс страха», является индикатором состояния рынка и отражает настроения инвесторов. Два других индекса, TEU\_ENG и TMU\_ENG, измеряют уровень экономической и рыночной неопределённости соответственно, используя информацию из социальной сети X (ранее – Twitter).

В качестве контрольных (экзогенных) переменных рассматриваются логарифмическая доходность фьючерса E-mini S&P 500 в день  $t$  ( $SPMINI\_RET_t$ ), цена нефти WTI в долларах за 1 баррель в день  $t$  ( $WTI_t$ ), обменный курс EUR/USD в день  $t$  ( $EUR\_USD_t$ ), выбор которых аргументирован результатами статьи (Nouir, Hamida, 2023).

Итоговая модель ARDL( $p, q_1, q_2, \dots, q_6$ ) имеет следующий вид:

$$BTC\_RV_t = \nu + \sum_{i=1}^p \delta_i BTC\_RV_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_1} \beta_i^1 SPMINI\_RET_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_2} \beta_i^2 WTI_{t-i} +$$

$$+ \sum_{i=1}^{q_3} \beta_i^3 VIX_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_4} \beta_i^4 TEU\_ENG_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_5} \beta_i^5 TMU\_ENG_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_6} \beta_i^6 EUR\_USD_{t-i} + \varepsilon_t. \quad (7)$$

Параметры  $p, q_1, q_2, \dots, q_6$  подбираются на основе информационного критерия Акаике.

Модель (7) может быть представлена в виде ECM (Error Correction Model) следующим образом:

$$\begin{aligned} \Delta BTC\_RV_t = & \mu + \alpha_1 \Delta SPMINI\_RET_t + \alpha_2 \Delta WTI_t + \alpha_3 \Delta VIX_t + \alpha_4 \Delta TEU\_ENG_t + \\ & + \alpha_5 \Delta TMU\_ENG_t + \alpha_6 \Delta EUR\_USD_t + \sum_{i=1}^{p-1} \delta_i \Delta BTC\_RV_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_1-1} \beta_i^1 \Delta SPMINI\_RET_{t-i} + \\ & + \sum_{i=1}^{q_2-1} \beta_i^2 \Delta WTI_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_3-1} \beta_i^3 \Delta VIX_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_4-1} \beta_i^4 \Delta TEU\_ENG_{t-i} + \sum_{i=1}^{q_5-1} \beta_i^5 \Delta TMU\_ENG_{t-i} + \\ & + \sum_{i=1}^{q_6-1} \beta_i^6 \Delta EUR\_USD_{t-i} + \gamma_0 BTC\_RV_{t-1} + \gamma_1 SPMINI\_RET_{t-1} + \gamma_2 WTI_{t-1} + \gamma_3 VIX_{t-1} + \\ & + \gamma_4 TEU\_ENG_{t-1} + \gamma_5 TMU\_ENG_{t-1} + \gamma_6 EUR\_USD_{t-1} + \varepsilon_t. \end{aligned} \quad (8)$$

Здесь коэффициенты  $\gamma_j$  отражают эффекты в долгосрочном периоде; краткосрочным (мгновенным) эффектам соответствуют коэффициенты  $\alpha_j$ .

Данная часть исследования проводится на данных в период со 02.01.2018 г. по 30.12.2022 г. 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 *finam.ru*. Ежедневные данные о значениях индексов неопределённости TEU\_ENG и TMU\_ENG получены с сайта *policyuncertainty.com*<sup>2</sup>.

Проведение теста на наличие структурных сдвигов позволило выявить дату сдвига – 1 марта 2020 года. Весь временной интервал поделен на два периода – доковидный (со 02.01.2018 по 28.02.2020) и постковидный период (со 02.03.2020 по 31.12.2022).

С помощью представления (8) проанализированы краткосрочные и долгосрочные эффекты индекса волатильности СВОЕ (VIX) и индексов

<sup>2</sup> <http://policyuncertainty.com>

экономической и рыночной неопределенностей, рассчитанных на основе данных, полученных из социальной сети X (ранее – Twitter), на реализованную волатильность Bitcoin на двух интервалах – доковидном и постковидном.

### ***Научная новизна***

1. С помощью модели «пространство–состояние» смоделирована и проанализирована общая стохастическая составляющая финансового рынка и рынка криптовалюты (на примере крупнейших представителей рынков – фьючерса E-mini S&P 500 и Bitcoin).

2. На основе полученных результатов оценивания модели «пространство–состояние» выдвинута гипотеза о перетоках волатильности между финансовым и криптовалютным рынками.

3. С помощью MCS теста произведено сравнение большого числа спецификаций модели из семейств GARCH и HAR для прогнозирования волатильности Bitcoin и фьючерса E-mini S&P 500 на 1 шаг (день вперед). Выявлены оптимальные значения параметров недельной и месячной компонент в моделях из семейства HAR для криптовалютного рынка.

4. С помощью ECM модели проанализировано краткосрочное и долгосрочное влияние индекса волатильности VIX, а также индексов рыночной (TMU\_ENG) и экономической (TEU\_ENG) неопределенностей на реализованную волатильность Bitcoin в доковидном и постковидном периодах.

### **Основные результаты исследования**

1. Предложена модель «пространство–состояние» для выделения общей части реализованной волатильности двух финансовых активов, которые торгуются 24 часа в сутки — Bitcoin и фьючерса E-mini S&P 500, представляющих в данной работе криптовалютный и традиционный финансовый рынки соответственно. Анализ результатов, полученных в ходе оценивания модели в скользящем окне, позволил выдвинуть гипотезу о наличии перетоков волатильности между финансовым и криптовалютным рынками. Сделан вывод, что в периоды резкого роста цены Bitcoin доля глобальной компоненты в

реализованной волатильности Bitcoin возрастает, что свидетельствует о том, что в такие периоды рынок криптовалюты по своему поведению и структуре приближается к традиционному фондовому рынку. Таким образом, можно предположить, что при дальнейшем росте популярности Bitcoin, его капитализации и криптовалют в целом, будет наблюдаться все большее сходство между этим довольно новым рынком и классическим финансовым рынком, что может упростить анализ как криптовалют, так и новых экономических процессов в случае их возникновения.

2. С целью прогнозирования волатильности для Bitcoin и E-mini S&P 500 были рассмотрены модели из семейств GARCH и HAR. С учетом всех вариантов спецификаций всего оценено 810 GARCH моделей и 46 312 HAR моделей. Каждая из спецификаций HAR-моделей оценена для реализованной волатильности, ее логарифмированного значения и квадратного корня из реализованной волатильности, то есть всего в сравнении участвовало 138 936 моделей семейства HAR. С помощью MCS теста, позволяющего сравнивать большое число моделей с точки зрения функции потерь, отобраны лучшие (в смысле минимума функции потерь) модели для одношагового прогнозирования для обоих активов. Показано, что отобранные MCS тестом модели из семейства HAR для реализованной волатильности превосходят отобранные MCS тестом модели из семейства GARCH в точности прогноза реализованной волатильности на один шаг вперед как для Bitcoin, так и для фьючерса E-mini S&P 500. Стоит отметить, что для обоих исследуемых временных рядов лучшие результаты показали модели из семейства HAR для логарифмированной реализованной волатильности (HAR- $\ln(RV)$ ), что согласуется с логнормальной природой реализованной волатильности.

3. Показано, что ввиду гетерогенности рынка криптовалюты HAR модели дают лучшую относительную точность прогноза реализованной волатильности для Bitcoin, чем для E-mini S&P 500. Наименьшие средние относительные погрешности (MAPE), которых удалось достичь в работе при прогнозировании на один шаг (день) вперед, составляют 29.51% и 36.12% для Bitcoin и E-mini S&P 500 соответственно.

4. С помощью модели ECM (Error Correction Model) проанализирована связь реализованной волатильности Bitcoin с индексом волатильности CBOE (VIX) и с индексами экономической (TEU\_ENG) и рыночной неопределенности (TMU\_ENG), построенных на основе данных из социальной сети X (ранее – Twitter). В качестве контрольных переменных в модель также были включены логарифмированная доходность индекса S&P 500, цена нефти WTI и обменный курс EUR/USD. Набор контрольных переменных сформирован на основе опубликованных исследований по соответствующей тематике. Показано, что результаты оценивания модели ECM различаются на доковидном и постковидном периодах, которые были определены в работе на основе результатов тестирования гипотезы о наличии в данных структурного сдвига с помощью теста Бай–Перрона (Bai, Perron, 2003). В обоих периодах выявлены значимые долгосрочные эффекты «индекса страха» VIX, цены нефти WTI, обменного курса EUR/USD и самой волатильности криптовалюты на реализованную волатильность Bitcoin. В доковидном и постковидном периодах обнаружено отрицательное значимое влияние индекса VIX на волатильность Bitcoin. Схожий вывод об отрицательном значимом влиянии индекса неопределённости на волатильность Bitcoin был получен в работе (Noir, Namida, 2023). В краткосрочной перспективе в доковидном и постковидном периодах значимый положительный эффект наблюдается для показателя рыночной неопределенности (TMU\_ENG). В доковидном периоде также обнаружено значимое положительное краткосрочное влияние индекса VIX, что примечательно, так как в долгосрочной перспективе данное влияние значимое отрицательное. Результаты исследования подтверждают наличие связи между индексами неопределенности VIX и TMU\_ENG и реализованной волатильностью Bitcoin. При этом показано, что направленность связи различается в краткосрочном и долгосрочном периодах, 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).



## *Структура исследования*

Диссертационное исследование состоит из введения, трёх глав и заключения.

Во введении обозначена актуальность, объект и предмет исследования. Сформулированы цель и задачи, необходимые для достижения поставленной цели. Изложены анализ проработанности заявленной проблемы, методологическая составляющая работы, научная новизна и основные полученные результаты. Также во введении содержится информация об апробации промежуточных результатов в виде опубликованных статей и выступлений на научных конференциях.

Первая глава посвящена анализу связи финансового и криптовалютного рынков на примере E-mini S&P 500 и Bitcoin. В главе 1 проводится обзор литературы по соответствующему направлению, вводится определение реализованной волатильности, которое является одним из ключевых терминов в данной работе. Глава содержит подробное описание модели «пространство–состояние», позволяющей выявить общий стохастический тренд для Bitcoin и фьючерса E-mini S&P 500 и анализ полученных результатов оценивания.

Вторая глава работы сосредоточена на параметрических подходах к моделированию волатильности классического финансового инструмента и криптовалюты Bitcoin. Глава содержит обзор литературы по использованию моделей GARCH и HAR в задачах прогнозирования волатильности различных финансовых инструментов. Подробно изложено описание спецификаций используемых моделей, содержатся выводы, полученные на основе результатов оценивания.

Третья глава диссертационного исследования включает в себя анализ проработанности вопроса о влиянии индексов неопределенности (экономической, рыночной) на показатели финансовых активов и о полезности их использования в задаче прогнозирования характеристик финансовых инструментов. В главе 3 изложена методология, включающая описание используемой ARDL модели для реализованной волатильности Bitcoin. Описаны основные результаты, полученные в ходе оценивания модели, с точки зрения

влияния индексов неопределенности на волатильность цифровой валюты в доковидный и постковидный периоды.

Заключение содержит обсуждение результатов, полученных в ходе проведения исследования.

Текст работы изложен на 81 странице, содержит 13 рисунков и 12 таблиц. Список литературы включает 73 источника.

### ***Апробация результатов исследования***

Полученные в рамках данного исследования результаты прошли апробацию в виде обсуждения на следующих международных **конференциях**:

1. IV Российский экономический конгресс (РЭК–2020) (Москва, 2020). Доклад: Выделение глобального стохастического тренда из несинхронных наблюдений волатильности финансовых индексов.

2. Modern Econometric Tools and Applications – META 2022 (Нижний Новгород, 2022). Доклад: Comparison of GARCH and HAR models for realized volatility of Bitcoin and E-mini S&P 500.

3. 2nd International Conference on Econometrics and Business Analytics (iCEBA) (Ереван, 2022). Доклад: Comparison of GARCH and HAR models for realized volatility of Bitcoin and E-mini S&P 500.

4. Modern Econometric Tools and Applications – META 2023 (Нижний Новгород, 2023). Доклад: Investigation of the impact of uncertainty indicators on Bitcoin volatility using ARDL model.

По итогам апробации результатов на конференциях в научных журналах были опубликованы следующие **публикации по теме диссертации**:

1. Аганин А. Д., Маневич В. А., Пересецкий А. А., Погорелова П. В. (2023). Сравнение моделей прогноза волатильности криптовалют и фондового рынка. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 27 (1), 49–77. DOI: 10.17323/1813-8691-2023-27-1-49-77.

2. Маневич В. А., Пересецкий А. А., Погорелова П. В. (2022). Волатильность фондового рынка и волатильность криптовалют. *Прикладная эконометрика*, 65 (1), 65–76. DOI: 10.22394/1993-7601-2022-65-65-76.

3. Пересецкий А. А., Погорелова П. В. (2020). Выделение глобального стохастического тренда из несинхронных наблюдений волатильности финансовых индексов. *Прикладная эконометрика*, 57, 53–71. DOI: 10.22394/1993-7601-2020-57-53-71.

4. Погорелова П. В. (2024). Исследование влияния индексов неопределённости на волатильность Bitcoin с помощью ARDL модели. *Прикладная эконометрика*, 74 (2) (в печати).

### ***Список использованной литературы***

1. Аганин А. Д. (2017). Сравнение GARCH и HAR-RV моделей для прогноза реализованной волатильности на российском рынке. *Прикладная эконометрика*. 48, 63–84.

2. 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.

3. 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.

4. 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.

5. Пересецкий А. А., Погорелова П. В. (2020). Выделение глобального стохастического тренда из несинхронных наблюдений волатильности финансовых индексов. *Прикладная эконометрика*, 57, 53–71. DOI: 10.22394/1993-7601-2020-57-53-71.

6. Погорелова П. В. (2024). Исследование влияния индексов неопределённости на волатильность Bitcoin с помощью ARDL модели. *Прикладная эконометрика*, 74 (2) (в печати).

7. 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.
8. Bai J., Perron, P. (2003). Computation and Analysis of Multiple Structural Change Models. *Journal of Applied Econometrics*, 18, 1–22. DOI: 10.1002/jae.659.
9. Bergsli L. Ø., Lind F.A., Molnár P., Polasikc M. (2022). Forecasting volatility of Bitcoin. *Research in International Business and Finance*, 59. DOI: 10.1016/j.ribaf.2021.101540.
10. Bollerslev T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307–327. DOI: 10.1016/0304-4076(86)90063-1.
11. 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.
12. Chkili W. (2021). Modeling Bitcoin price volatility: Long memory vs Markov switching. *Eurasian Economic Review*, 11, 433–448. DOI: 10.1007/s40822-021-00180-7.
13. 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.
14. Corsi F. (2009). A simple approximate long-memory model of realized volatility. *Journal of Financial Econometrics*, 7 (2), 174–196. DOI: 10.1093/jjfinec/nbp001.
15. 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.
16. Kaya Soylu P., Okur M., Çatikkas O., Altintig Z. A. (2020). Long memory in the volatility of selected cryptocurrencies: Bitcoin, Ethereum and Ripple. *Journal of Risk and Financial Management*, 13 (6), 107. DOI: 10.3390/jrfm13060107.

17. Lopez-Lira A., Tang Yu. (2023). Can ChatGPT forecast stock price movements? Return predictability and large language models. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4412788> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4412788>.
18. Nour J. B., Hamida H.B.H. (2023). How do economic policy uncertainty and geopolitical risk drive Bitcoin volatility? *Research in International Business and Finance*, DOI: 10.1016/j.ribaf.2022.101809.
19. Pichl L., Kaizoji T. (2017). Volatility analysis of Bitcoin price time series. *Quantitative Finance and Economics*, 1 (4), 474–485. DOI: 10.3934/QFE.2017.4.474.
20. 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.
21. 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.
22. 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.