

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»
Факультет «Санкт-Петербургская школа экономики и менеджмента»
Департамент Экономики
**Эмпирический анализ взаимосвязи динамики курсов криптовалют и
классических рынков**
ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА
по направлению подготовки 38.03.01 «Экономика»
Образовательная Программа «Экономика»

Студента БЭК184
Лучина Даниила Алексеевича

Руководитель:
Доцент, приглашенный
преподаватель
Департамента экономики
Пырлик Владимир Николаевич

2022

Оглавление

Аннотация	3
Введение	3
Данные	7
Методология	9
Техника моделирования	10
Результаты	10
Заключение	17
Список литературы	19
Приложения	21

Аннотация

В данной работе исследуются зависимости между наиболее популярными криптовалютами и классическими финансовыми активами (S&P500, Индекс Шанхайской биржи, золото, нефть и валютная пара USD/CNY). Практическая часть будет включать в себя анализ проведенный с помощью HAR-RV модели. Предыдущие работа по большей части выявили низкий уровень корреляции между крипто и классическим рынками. Из-за этого принято считать, что основная инвестиционная привлекательность заключается в возможности диверсификации портфеля, поскольку рынок похож на изолированный. После анализа литературы было принято решение немного изменить популярный набор классических активов и заменить часто используемую в исследованиях такого рода GARCH модель на модель HAR-RV.

Ключевые слова: криптовалюта, волатильность, HAR-RV, рынок

Введение

В наши дни криптовалюты наращивают свою популярность невероятными темпами и ,как следствие, уже являются самодостаточным финансовым инструментом. Они подразумевают в себе не только функцию платежной системы, но и экосистему для бизнеса. Последнее время криптовалютный рынок испытывает повышенный спекулятивный спрос, что превышает его роль, как платежного средства. В связи с этим, можно заключить, что цифровые валюты могут быть смело переведены в группу финансовых инструментов для инвестирования. Однако, сфера криптовалют все еще недоисследована, что оставляет много неясностей в механизмах работы рынка. Получается, что рынок является сложно предсказуемым и высокорискованным (Katsiampa, 2017; Vandezande, 2017). Все же глупо отрицать, что криптовалюты уже стали частью мировой экономики. В своей работе я постараюсь выявить взаимосвязи между

основными цифровыми активами и инструментами классических финансовых рынков.

Стремительное развитие криптовалют привлекло внимание не только инвесторов и спекулянтов, но также и ученых. Чему свидетельством является множество работ выпущенных о ценообразовании на этих рынках (Cheung et.al., 2015; Nadarajah and Chu, 2017; Blau, 2017), о причинах волатильности (Katsiampa, 2017; Bouri et.al. 2018) и потенциале диверсификации (Briere et. al. 2015, Dyhrberg, 2016).

На самом деле, работы в этой сфере можно разделить на 2 группы: первая часть исследует взаимосвязи между криптовалютами (чаще всего Биткойн) и классическими активами, вторая часть изучает внутренние зависимости между Биткойном и альткойнами, прибегая к различной методологии.

Исследования показывают, что оба внешних эффекта “к” и “от” биткойна достаточно низкие (Kurka, 2019; Cobert, 2017; Ghorbel, 2020). В своей работе Коберт пишет, что криптовалюты имеют повышенную волатильность, когда инвесторы напуганы и обескуражены. Криптовалюты изолированы от внешних шоков с классических рынков, чему свидетельствует недостаток связей между рынками. Однако, это может являться хорошим подспорьем для диверсификации портфеля в случае хеджирования рисков. Несмотря на это, выявлены взаимосвязи внутри рынка. Так, рост биткойна оказывает положительное влияние на рост других криптоактивов. Автор объясняет это стремительным ростом популярности биткойна и , как следствие, других цифровых валют, поскольку биткойн является флагманом криптовалютной индустрии. По результатам z-статистики также было описано, что криптовалюты очень чувствительны к структурным изменениям, политике проводимой в их отношении и техническим сбоям. Данное свойство будет учтено в практической части.

В недавних работах в большом объеме исследуются условные корреляции и динамика волатильности с использованием многомерных моделей GARCH (Katsiampa, 2017; Tiwari et.al. 2019; Guesmi et.al. 2018). В основном в них подтверждаются гипотезы постоянства волатильности и сильной взаимозависимости между криптовалютами.

Курка исследовал взаимосвязи биткоина и классических финансовых инструментов, в основном, сырьевой рынок и рынок ценных бумаг (2019). Автор заключает, что скачки во внешних эффектах могут быть вызваны различными событиями, такими как: обвал биржи, изменения в монетарной политике или политические шоки. В данной работе исследователь следующий набор классических активов: валютные пары EUR/USD и JPY/USD, золото, нефть, биржевой индекс S&P500 и двухгодичные облигации, выпущенные правительством США. В своей работе автор прибегал к использованию GARCH моделей.

Вообще в большинстве работ, посвященных этой теме использовались многомерные модели GARCH, например: BEKK-GARCH (Klein et.al. 2018; Corbet et.al. 2018), DCC-GARCH (Bouri et.al. 2017) или ADCC-GARCH (Tiwari et.al. 2019). Исследователи предпочитают изучать зависимости между рынками криптовалют и классических рынков, рассматривая Биткоин, как зависимую переменную. Это объяснимо, поскольку Биткоин однозначно является лидером крипторынка. Однако, альткоины с течением времени довольно быстро обрастают мощностью и самостоятельностью, поэтому этот аспект будет учтен в дальнейшем исследовании. В небольшом количестве изучалась тема передачи волатильности внутри рынка криптовалют (Katsiampa et.al. 2019; Beneki et.al. 2019). Исследователи Агосто и Кафферата (2020) исследовали взаимосвязь взрываемости на рынке криптовалют методом тестирования единичного корня. Работа подтвердила высокий уровень взаимозависимости на рынке. Асландис и другие (2020) изучали условные корреляции между 4 криптовалютами (Bitcoin, Monero, Dash, Ripple) S&P

500, облигациями и золотом результаты показали что изученные криптовалюты сильно коррелированы между собой однако связь между криптовалютами и обычными финансовыми активами незначительна. Тивари (2019) в своем исследовании выявлял дифференцированные по времени корреляции между S&P500 и шестью криптовалютами. Было вынесено предположение, что криптовалюты слабо коррелируют с биржевым индексом S&P 500, что дает инвесторам повод использовать рынок цифровых валют, как хорошую возможность для диверсификации портфеля. Чарфедин и его команда исследователей (2020) в своей работе рассматривали взаимосвязи между Биткоином, Эфириумом и основными финансовыми активами. Также была подтверждена гипотеза о том, что криптовалютный рынок является хорошим подспорьем для диверсификации портфеля, однако зависимость между ним и классическим рынком незначительна. Бури и другие (2020) тоже изучали перспективы восприятия биткоина, как безопасного убежища для инвестиций, в контексте диверсификации портфеля. Так, результаты показали, что биткоин изолирован от шоков на классических рынках и может быть рассмотрен, как новое виртуальное золото. К аналогичным результатам в своем исследовании пришел и Дюрберг (2016).

В нашей работе мы исследуем зависимости изменений реализованной волатильности между рынками криптовалют и классическими рынками. Для этого использованы внутридневные ценовые данные по криптовалютам Биткоин, Эфириум и Риппл, а также индексом S&P500, индексом Шанхайской биржи, валютной паре USD/CNY, золоту и фьючерсам на нефть. Для этого будут применены HAR-RV модели. Ожидается получить слабые обратные зависимости между криптовалютными и классическими рынками.

Далее в работе будет описание данных, представление используемой модели и алгоритма расчетов, приведение основных результатов, их интерпретации и обсуждение. Работа будет подытожена заключением.

Данные

Для исследования были взяты данные по основным криптовалютам, а именно Биткоин, Эфириум и Риппл в качестве зависимых переменных. В качестве объясняющих переменных были использованы показатели классических рынков: S&P 500 Index, Gold, USD/CNY, Brent futures, индекс Шанхайской биржи. Период данных был выбран с 1.01.2018 до 31.12.2021. Данные по золоту взяты с Нью-Йоркской товарной биржи, валютная пара USD/CNY представлена по данным рынка форекс, данные по фьючерсу золота взяты с Нью-Йоркской фондовой биржи, значения индекса S&P500 взято с Нью-Йоркской биржи и индекса Шанхайской биржи с Шанхайской биржи. Данные были скачаны с портала finam.ruⁱ. Данные по криптовалютам были взяты с биржи Bittrex. Для итогового датасета применялись внутридневные высокочастотные данные. Частота данных равнялась 5 минутам. Для подсчета реализованной волатильности были подсчитаны логарифмы доходности. Далее данные были приведены к дневной частоте. Для классических рынков возникла проблема недостающих данных. Поскольку торги на классических рынках ведутся реже, чем на криптовалютных, в связи с этим, данные за некоторые дни по показателям классических рынков были пропущены. Проблема была решена классическим способом: отсутствующие данные были заменены последним известным значением. Далее для каждой переменной были подсчитаны логарифмированные реализованные волатильности. В целом, зависимые переменные представляют собой типичный временной ряд для такого рода данных, а конкретно изменчивую и, возможно, гетероскедастичную величину (рис.1)

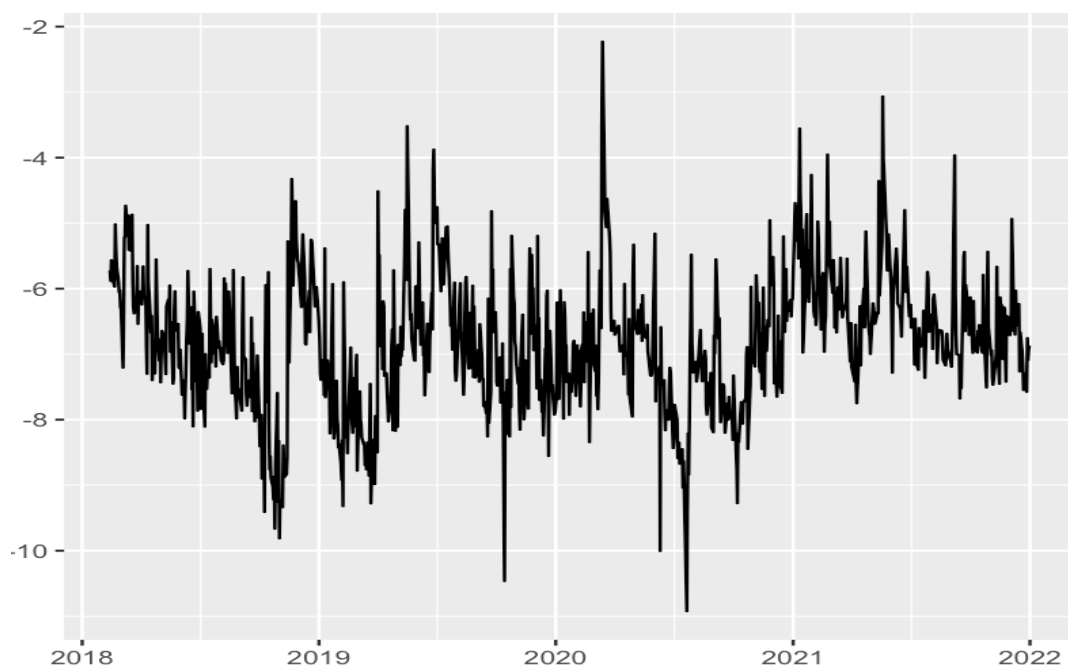


Рис.1 График логарифмированной реализованной волатильности Биткоина

Визуально между переменными есть, как различия, так и некоторые общие закономерности. Необходимо отметить, что все переменные имеют лог- нормальное распределение. Далее было проведено разделение данных. При проведении слайсинга было принято решение выделить 80 процентов выборки на тренировочную и 20 процентов на тестовую. Всего получилось 16 временных отрезков по кварталам, следовательно, 13 первых слайсов определяют тренировочную часть выборки, а 3 последних тестовую. Был проведен тест на автокорреляцию для всех переменных. Поскольку, результаты показали, что все данные имеют значительную автокорреляцию, то было принято решение включить в модель лаганные переменные, чтобы сделать ее более точной. Всего для каждой переменной были рассчитаны значения по трем лагам: дневной, недельный и месячный.

Набор переменных для исследования был составлен из лагированных значений логарифмированной реализованной

волатильности по каждому из активов. В качестве величины лага были взяты день, неделя и месяц.

Методология

Бенчмарковой моделью в исследовании была выбрана модель HAR-RV, предложенная Корси (2009). Эта модель предполагает использование высокочастотных для достижения более точных предсказательных способностей. Обычно HAR-RV модель рассчитывается с параметрами (1,5,21), что соответствует лагам дневной, недельной и месячной RV. Модель выглядит следующим образом:

$$\log RV = \alpha + \beta^{(d)} \cdot \log RV_t^{(d)} + \beta^{(w)} \cdot \log RV_t^{(w)} + \beta^{(m)} \cdot \log RV_t^{(m)} + \omega_{t+1d}, \quad (1)$$

где ω_{t+1} – случайный шок,

$\log RV_t^{(d)}$ - реализованная волатильность в день t ,

$RV_t^{(w)}$ - логарифмированная лагированная недельная волатильность за предыдущую неделю, определяемая как:

$$RV_t^{(w)} = 1/5 \sum_{i=1}^5 \log RV_{t-i}, \quad (2)$$

$\log RV_t^{(m)}$ - месячная волатильность, определяемая:

$$RV_t^{(m)} = 1/21 \sum_{i=1}^{21} \log RV_{t-i} \quad (3)$$

В принципе, вместо параметров (1,5,21) можно использовать любой другой набор лагов в правой части уравнения. Однако, в работе (Bollerslev et.al. 2007) при сравнительном анализе результаты показали, что именно такой набор параметров является оптимальным.

Оценка модели будет проведена с помощью МНК. Следует использовать стандартные ошибки с HAC поправкой, чтобы сохранить согласованность оценок с гетероскедастичностью и автокорреляцией. При условии, что в модель добавляются дополнительные переменные, тогда необходимо использовать расширенную версию модели. Была проведена оценка различных вариаций модели, отличающихся набором переменных. По итогу, выбраны модели, которые минимизируют AIC.

Техника моделирования

Целью исследования является выяснение, какие факторы описывающие волатильности на классических рынках являются наиболее информативными в прогнозировании волатильности криптовалют. Мы проводим итерации нашей выборки поскольку существует множество факторов, которые мы не можем учесть в модели и, вероятно, что значения могут меняться во времени, поэтому более информативные результаты можно получить, если рассматривать модель по периодам. Мы также рассматриваем различные вариации модели, а именно лучший набор объясняющих переменных,. Каждая комбинация оценивается для каждой криптовалюты по отдельности.

Последовательные действия были таковы:

- 1) Данные были разделены по времени на 16 интервалов. Каждый интервал равен по времени одному кварталу. 80 процентов выборки было отведено для тренировочной части, остальные 20 процентов – это тестовая часть.
- 2) Было построено 35 моделей, составленные из различных наборов переменных.
- 3) Все модели были обучены с целью минимизации показателя RMSE и AIC. По итогу были определены модели с наименьшим RMSE и AIC, поскольку он является показателем предсказательной силы модели.

Робастные ошибки сделаны с HAC поправкой.

Результаты

1) Биткоин (Bitcoin)

1.1) Биткоин- золото

Модель была исследована на 16 интервалах, соответствующих кварталам (см. Приложения). Так, можно увидеть очевидную закономерность, что на 13 из 16 кварталов переменная месячный лаг биткоина имеет отрицательный коэффициент, что позволяет говорить об отрицательной взаимосвязи между зависимой и объясняющей переменной. Стоит отметить, что с положительным знаком оказались

коэффициенты за следующие периоды: 2 и 3 квартал 2020, и 3 квартал 2021. Конкретно изменение в характере зависимости в 2020 году можно связать с аномалиями в связи с последствиями пандемии. Стоит отметить, что характер зависимости вернулся к привычному с 4 квартала 2020 года. Коэффициенты модели были проверены на совместную значимость. Так, получилось, что совместно значимыми коэффициенты получились в 7 периодах из 16. В частности, по отдельности значение лаггированной дневной переменной за 3 квартал 2018 года оказалось значимым на 5-процентном уровне и за 1 квартал 2021 на 1-процентном уровне. Отдельно взятое значение лаггированной недельной переменной не оказалось значимым ни в каком из периодов, в то время, как месячный лаг оказался значимым на 5-процентном уровне в 4 квартале 2018 года и значимым на 10-процентном уровне во 2 квартале 2020 и в 1 квартале 2021. Однако, стоит отметить, что ранее была выявлена аномалия характера зависимости, вызванная сменой знака коэффициента как раз во 2 квартале 2020 года. Также интересно, что значение совместной значимости за этот период является 0,2, что не может однозначно свидетельствовать о репрезентативности модели за этот квартал, а значение совместной значимости за 1 квартал 2021 года является наименьшим за все периоды (0,0002).

1.2) Биткоин- нефть

В данной модели тоже наиболее информативной оказалась переменная месячный лаг. Характер связи прослеживается прямой, поскольку на 10 из 16 интервалов коэффициент имеет положительный знак. Также стоит отметить, что знак до 3 квартала 2020 года поменялся лишь единожды. Ситуация схожая с предыдущей моделью, где первое изменение характера зависимости появилось во 2 квартале 2020 года. Помимо этого следует отметить, что ни один из коэффициентов по отдельности не оказался значимым ни в один из периодов. В то время, как совместно на 8 из 16 интервалов коэффициенты были значимыми. Предельные эффекты имели

довольно низкие значения. Однако, 1-й квартал 2021 оказался достаточно информативным, как и в предыдущем случае. Обладал наименьшим значением значимости. Помимо этого, 2 предыдущих и 2 последующих периода имели отрицательный знак коэффициента месячного лага, в то время как данный период имел положительный.

1.3) Биткоин- S&P500

Данная модель свидетельствовала о низких значениях предельных эффектов. Коэффициенты совместно оказались значимыми лишь на 4 интервалах из 16.

По отдельности лагированная переменная оказалась значима дважды: в 1-й квартал 2019 года на 10-процентном уровне и в 1-й квартал 2021 на 1 процентном уровне. Недельный показатель оказался значимым единожды, на 10-процентном уровне в 3 квартале 2021 года. Месячный лаг опять получился более информативным. Значимость на 1-процентном уровне в 1 квартале 2018 и 1 квартале 2021, а также на 5-процентном уровне в 3 квартале 2021. Закономерности в характерах взаимосвязей не прослеживаются.

1.4) Биткоин- Китайский Юань

Дневной лаг оказался значимым дважды на 5-процентном уровне во 2-м 3-м кварталах 2020 года, недельный трижды: два раза на 10 процентном уровне и 1 раз на 1-процентном уровне в 1 квартале 2021 года. Месячный лаг был значимым 4 раза и все на 10-процентном уровне. Выявить закономерности в характере зависимости довольно затруднительно. 8 из 16 периодов подтверждают гипотезу о совместной значимости.

1.5) Биткоин- Шанхайская биржа

Коэффициенты не являются значимыми по отдельности. Однако, гипотезу о совместной значимости подтверждают 7 из 16 периодов. Есть основания говорить о прямом характере зависимости, поскольку на большей части периодов сохраняется положительный знак у

коэффициента. Необходимо отметить, что 2 квартал 2020 года в этом случае тоже обладает особой информативностью. Коэффициенты являются совместно значимыми на 1-процентном уровне, знак коэффициента меняется на отрицательный со следующего квартала и сохраняется на протяжении 3 периодов подряд. Предельные эффекты оказались значительнее, чем в предыдущих моделях в большей части интервалов. Переменная месячный лаг оказалась отдельно значимой 7 раз. Из них на однопроцентном уровне в 4 квартале 2018 года, 2 и 4 кварталах 2020 года, на пятипроцентном уровне в 3 квартале 2018 года и на десятипроцентном уровне в 1 квартале 2018 года, 4 квартале 2020 года и 2 квартале 2021 года. Совместная значимость была выявлена в 8 из 16 случаев.

Была проведена проверка методом AIC. По результатам оценки, наименьшими показателями AIC и RMSE обладала модель линейной регрессии HAR-RV, где зависимой переменной была реализованная волатильность биткоина, а объясняющими лаггированные и логарифмированные реализованные волатильности золота. Индекс шанхайской биржи, индекс S&P500 и нефть далее заняли позиции в соответствующем порядке. Модель Биткоина и Китайского Юаня оказалась наименее точной (таблица 1).

Таблица 1. Оценка моделей.

	BTCxOIL	BTCxGOLD	BTCxCNY	BTCxS&P500	BTCxSH
AIC	1731,67	1726,94	1733,66	1730,63	1730,23
RMSE	0,586	0,581	0,592	0,588	0,584

2)Эфириум (Ethereum)

2.1) Эфириум- золото

Результаты данной модели схожи с результатами аналогичной модели по биткоину. В 8 из 16 периодов сохраняется отрицательный знак

при коэффициенте переменной месячного лага. Значимыми по отдельности оказались 4 квартал 2019 года и 1 квартал 2021 на 10-процентном и однопроцентном уровне, соответственно, 3 квартал 2019 года и 4 квартал 2021 года для переменной недельного лага на однопроцентном уровне. Опять же переменная месячного лага отдельно оказалась более значимой: 1 квартал 2018 года на 5-процентном уровне, 4 квартал 2019 года и 1 квартал 2021 года на 10-процентном уровне. Значение коэффициента за 4 квартал 2018 оказалось значимым на 1-процентном уровне. Как и в некоторых предыдущих случаях коэффициент поменял знак после 1 квартала 2021 года.

2.2) Эфириум- S&P500

Данная модель оказалась менее информативной. Всего 4 периода была охарактеризованы совокупной значимостью. Характер взаимосвязи определить затруднительно, поскольку тяжело выявить закономерности о смене знака коэффициента у любой из переменных.

2.3) Эфириум- CNY

Данная модель тоже оказалось малоинформативной. Все коэффициенты оказались незначимыми, как вместе, так и по отдельности.

2.4) Эфириум- нефть

Как и в модели Биткоин- нефть наблюдается прямой характер зависимости. Коэффициенты в 10 кварталах из 16 имеют положительный знак. В том числе и 7 периодов подряд. Знак при коэффициенте не меняется только на один период, что позволяет предположение о характере временной зависимости, которая меняет направление в связи с обстановкой на рынках. Опять же необходимо отметить, что характер зависимости изменился на 3 квартале 2020 года. Коэффициент при переменной месячного лага был значима 5 раз. В том числе и в 3 квартале 2020 года на 10-процентном уровне. Однако, совокупно значимыми коэффициенты являлись лишь на 3 периодах из 16. Также следует

отметить довольно высокие значения маржинальных эффектов сравнимо с предыдущими моделями.

2.5) Эфириум-Шанхайская биржа

Ситуация схожа с моделью Биткоин- Шанхайская биржа. Для переменной месячный лаг эфира сохраняется положительный знак при коэффициенты на большей части периодов. Однако, особого внимания заслуживает то, что знак меняется на отрицательный лишь на 12 периоде, который определяет 4 квартал 2020 года. Как и ранее была выявлена некая аномалия, произошедшая в этот период, что может подтверждаться этой моделью, поскольку до этого временного интервала характер зависимости был довольно устойчивый. Опять же ни один коэффициент не оказался значимым по отдельности, но совокупной значимостью обладали коэффициенты на 6 кварталах. Переменные дневной и недельный лаг тоже подтверждают прямой характер зависимости на большинстве интервалов.

Оценка моделей произошла тем же образом, что и в случае с моделями Биткоина. Мы можем видеть, что лучшими опять оказались модели с золотом и индексом шанхайской биржи. Значения показателя RMSE близки к значениям этого же показателя в случае, когда зависимой переменной был Биткоин (таблица 2) .

Таблица 2. Оценка моделей

	ETHxOIL	ETHxGOLD	ETHxCNY	ETHxS&P500	ETHxSH
AIC	1761,96	1756,35	1765,23	1764,89	1757,43
RMSE	0,594	0,588	0,596	0,596	0,589

к значениям этого же показателя в случае, когда зависимой переменной был Биткоин.

3) Риппл (Ripple)

3.1) Риппл- нефть

В данной модели оказалось достаточно много отдельно значимых коэффициентов. В свою очередь, коэффициент лагированной дневной волатильности оказался значимым единожды, в 3 квартале 2018 года. Для переменной недельного лага значимыми коэффициенты оказались дважды, в 3 квартале 2018 года на однопроцентном уровне и во втором квартале 2019 года на 10-процентном уровне. Месячный лаг оказался значимым 6 раз: в 3 квартале 2018 года на пятипроцентном уровне, 2 и 3 квартале 2019 года на однопроцентном и пятипроцентном уровне, соответственно, 2 и 3 квартале 2020 года на пятипроцентном уровне и в 3 квартале 2021 года на пятипроцентном уровне. Совместной значимостью переменные обладали в 6 случаях из 16. Характер зависимости определить трудно, однако прослеживается тенденция прямого влияния до 4 квартала 2020 года.

3.2) Риппл-золото

Тенденция обратного характера зависимости прослеживается хуже, чем в паре Биткоин- золото. Однако, на 6 периодах из 16 знак коэффициента отрицательный, еще в двух кварталах значение сильно близко к нулю, что не позволяет, как подтвердить, так и отвергнуть гипотезу об обратном характере зависимости. На 6 периодах из 16 коэффициенты обладали совокупной значимостью, по отдельности были значимы 7 раз.

3.3) Риппл- S&P500 и Риппл- CNY

Данные модели оказались малоинформативными. Коэффициенты были значимы по отдельности лишь в единичных случаях. Маржинальные эффекты были низкими.

3.4) Риппл- Шанхайская биржа

Переменная дневной лаг оказалась значима на пятипроцентном уровне в 4 квартале 2018 года, 1,2 и 3 квартале 2019 года . Недельный лаг оказался значимым в 3 квартале 2018 года на 10-процентном уровне, в 4 квартале 2018 года на пятипроцентном уровне, в 3 и 4 кварталах 2020 года

на пятипроцентном уровне и в первом квартале 2021 года на 10-процентном уровне. Месячный лаг обладал значимостью на 10-процентном уровне в 3 квартале 2018 года, на пятипроцентном уровне в 3 квартале 2019 года, 2 и 3 квартале 2020 года и в 3 квартале 2021 года. Однопроцентный уровень значимости данной переменной был выявлен в 4 квартале 2020 года. Характер зависимости выявить трудно, однако видна тенденция смены знака с отрицательного на положительный у переменной месячный лаг после 3 квартала 2019 года.

Модели были оценены тем же способом, как и в предыдущих случаях.

	XRPxOIL	XRPxGOLD	XRPxCNY	XRPxS&P500	XRPxSH
AIC	1765,94	1762,78	1773,09	1772,67	1764,23
RMSE	0,594	0,588	0,596	0,596	0,589

Заключение

В исследовании были использованы биржевые данные за период с 2018 по конец 2021 года. Целью исследования являлось выяснение, какие факторы описывающие волатильности на классических рынках являются наиболее информативными в прогнозировании волатильности криптовалют с помощью классической модели реализованной волатильности (HAR-RV). При этом мы стремились выявить наиболее ценные факторы для объяснения динамики и прогнозирования значений реализованной волатильности выбранных активов.

Был собран набор данных по 6 классическим активам и 3 криптовалютам, состоящей из внутридневных высокочастотных ценовых значений для поиска реализованной волатильности по каждой из переменных, а также их лаггированных значений. Для каждой из

зависимых переменных мы построили ряд спецификаций прогностических моделей, далее эти модели были оценены между собой.

Результаты выявили, что модели, где объясняющими переменными были лаггированные значения золота и индекса Шанхайской биржи обладали наибольшей предсказательной силой. Также важно отметить, что модели, где зависимой переменной был Биткоин в среднем показали лучшие показатели, характеризующие предсказательную силу, чем модели, где левосторонней переменной являлись Эфириум или Риппл. Очевиден обратный характер связи по паре Биткоин- золото. В моделях по криптовалютным активам и нефти прослеживаются тенденции прямого характера зависимости. Также необходимо отметить, что наиболее информативной оказалась переменная месячного лага. Она была отдельно значимой чаще остальных почти во всех моделях. Также была выявлена некая аномалия во 2-3 квартале 2020 года, которая скорее всего может быть связана с последствиями пандемии. По переменной Индекс Шанхайской Биржи месячный лаг имел тенденцию положительного знака при коэффициенте во всех трех моделях, что позволяет говорить о прямом характере зависимости. Также следует отметить, что в данных моделях по Биткоину и Рипплу переменные были значимы по отдельности, чаще, чем в аналогичных моделях с другими активами.

Результаты могут быть реализованы следующим образом. Инвесторы могут использовать лучшие вариации наших моделей для торговли на рынке или для построения других моделей с использованием факторов, которые были выделены, как наиболее значимые. В нашей работе мы выявили некоторые тенденции, в которых прослеживается вывод о характере зависимости. Также было выявлено, что характер зависимости может меняться из-за факторов, которые не были учтены в модели.

Список литературы

Achraf Ghorbel, Ahmed Jeribi (2020). Investigating the relationship between volatilities of cryptocurrencies and other financial assets. *Decisions in economics and finance*. 44, 817-843 (2021)

Andersen T., Bollerslev T., Diebold F. X. (2007). Roughing it up: Including jump components in measuring, modeling and forecasting asset return volatility. *Review of Economics and Statistics*, 89 (4), 701–720

Aslanidis, N., Bariviera, A.-F., Martínez-Ibañez, O.: An analysis of cryptocurrencies conditional cross correlations. (2019). *Finance Res. Lett.* **31**, 130–137

Blau, B.M., (2017). Price dynamics and speculative trading in bitcoin. *Res. Int. Bus. Financ.* 41, 493–499.

Bouri, E., Azzi, G., Dyhrberg, A.H.(2017). On the return-volatility relationship in the Bitcoin market around the price crash of 2013. *Economics*. **11**(2), 1–16

Bouri, E., Das, M., Gupta, R., Roubaud, D., (2018). Spillovers between Bitcoin and other assets during bear and bull markets. *Appl. Econ.* 50 (55), 5935–5949.

Bouri, E., Shahzad, J., Roubaud, D., Kristoufek, L., Lucey, B.(2020) Bitcoin, gold, and commodities as safe havens for stocks: new insight through wavelet analysis. *Q. Rev. Econ. Finance* .

Briere, M., Osterlinck, K., Szafarz, A., (2015). Virtual currency, tangible return: portfolio diversification with bitcoin. *J. Asset Manag.* 16 (6), 365–373.

Charfeddine, L., Benlagha, N., Maouchi, Y. (2020). Investigating the dynamic relationship between cryptocurrencies and conventional assets: implications for financial investors. *Econ. Model.* **85**, 198–217

- Cheung, A., Roca, E., Su, J.J. (2015). Crypto-currency bubbles: an application of the Phillips–Shi–Yu methodology on Mt. Gox bitcoin prices. *Appl. Econ.* 47 (23),2348–2358.
- Cobert, S (2017). Exploring the Dynamic Relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, vol 165, 28-34
- Corsi, F. (2009). A simple approximate long-memory model of realized volatility. *Journal of Financial Econometrics*, 7 (2), 174–196.
- Dyhrberg, A.H., (2016). Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? *Financ. Res. Lett.* 16, 139–144.
- Gonsalez, MO, Jareno, F., S.Skinner, F. (2021). Asymmetric interdependencies between large capital cryptocurrency and Gold returns during the COVID-19 pandemic crisis. *International Review of Financial Analysis*, 76, 101773.
- Guesmi, K., Saadi, S., Abid, I., & Ftiti, Z. (2018). Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from bitcoin. *International Review of Financial Analysis*, vol 63, 431-437
- Josef Kurka (2019). Do cryptocurrencies and traditional asset classes influence each other? *Finance Research Letters*, vol 31, 38-46
- Katsiampa, P. (2017). Volatility estimation for bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters* 158, 3–6.
- Klein, T., Pham Thu, H., Walther, T.(2018) Bitcoin is not the New Gold a comparison of volatility, correlation, and portfolio performance. *Int. Rev. Financial Anal.* **59**, 105–116
- Nadarajah, S., Chu, J., (2017). On the inefficiency of Bitcoin. *Econ. Lett.* 150, 6–9.

Tiwari, A.-K., Raheem, I.-D., Kang, S.-H. (2019) Time-varying dynamic conditional correlation between stock and cryptocurrency markets using the copula-ADCC-EGARCH model. *Phys. A* **535**, 1–9

Vandezande, N. (2017). Virtual currencies under eu anti-money laundering law. *Computer Law and Security Review* 33, 341–353.

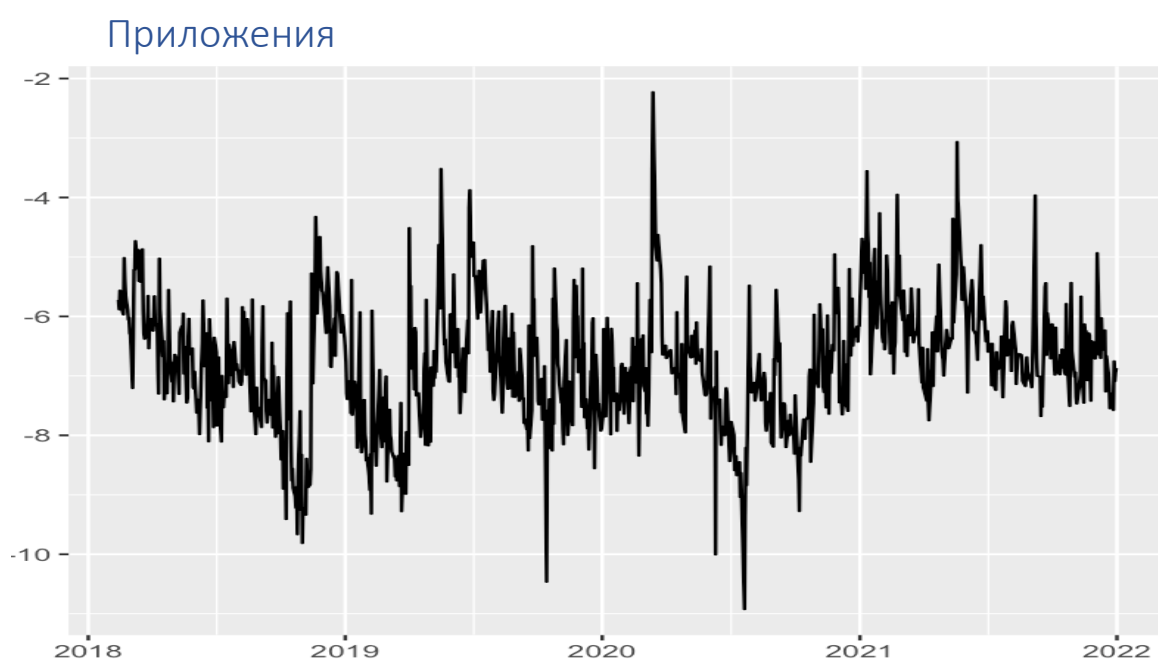


Рис.2 График логарифмированной реализованной волатильности эфириума

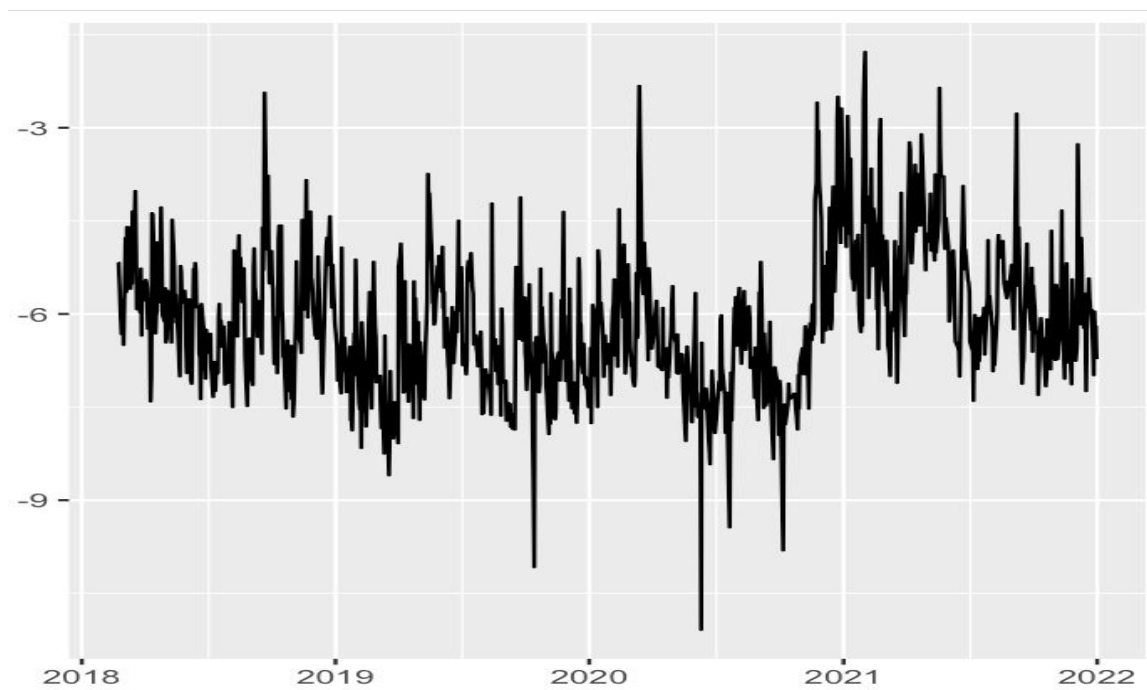


Рис. 3 График логарифмированной реализованной волатильности Риппла

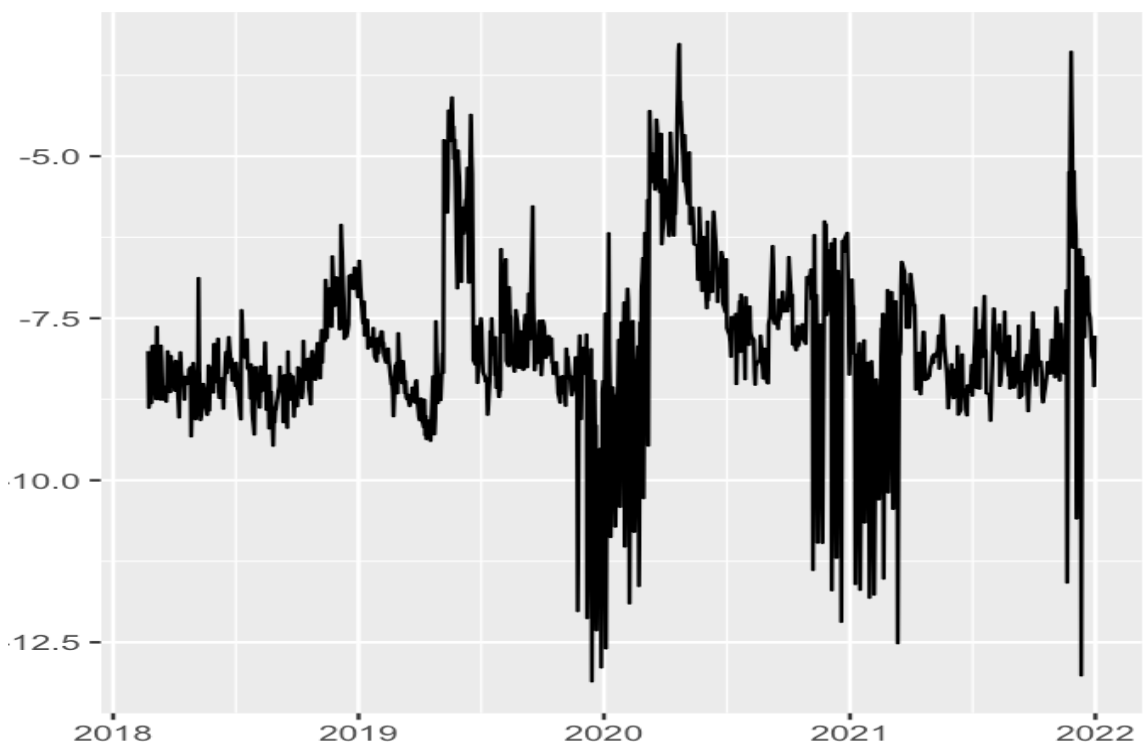


Рис. 4 График логарифмированной реализованной волатильности нефти

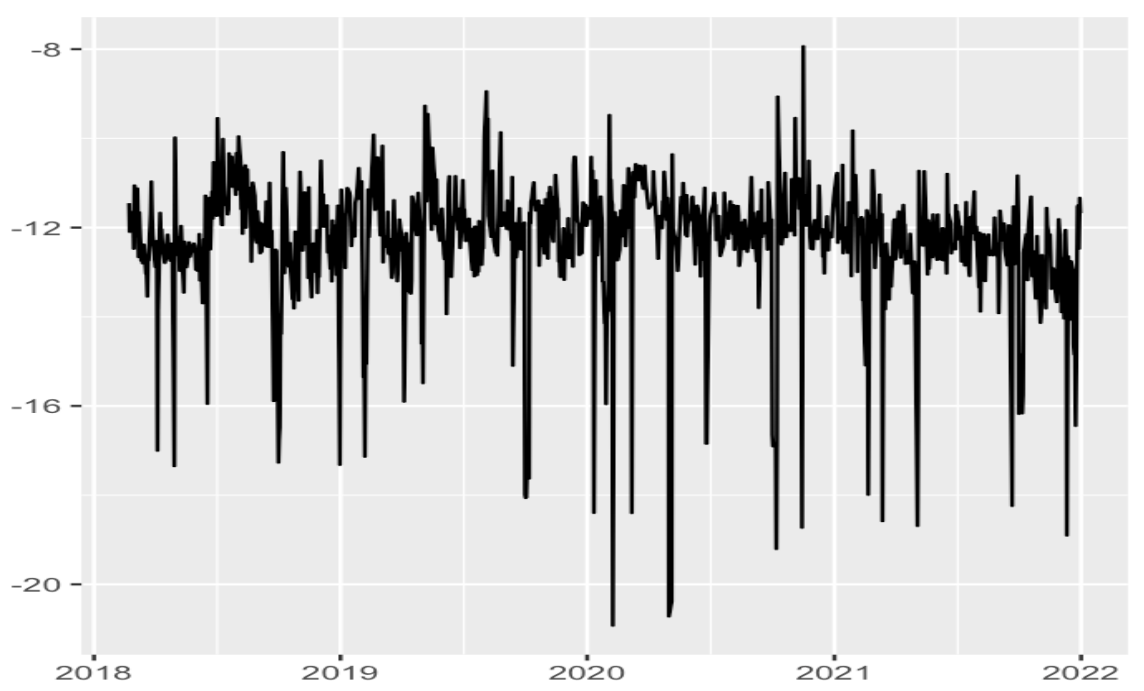


Рис. 5 График логарифмированной реализованной волатильности
Китайского Юаня

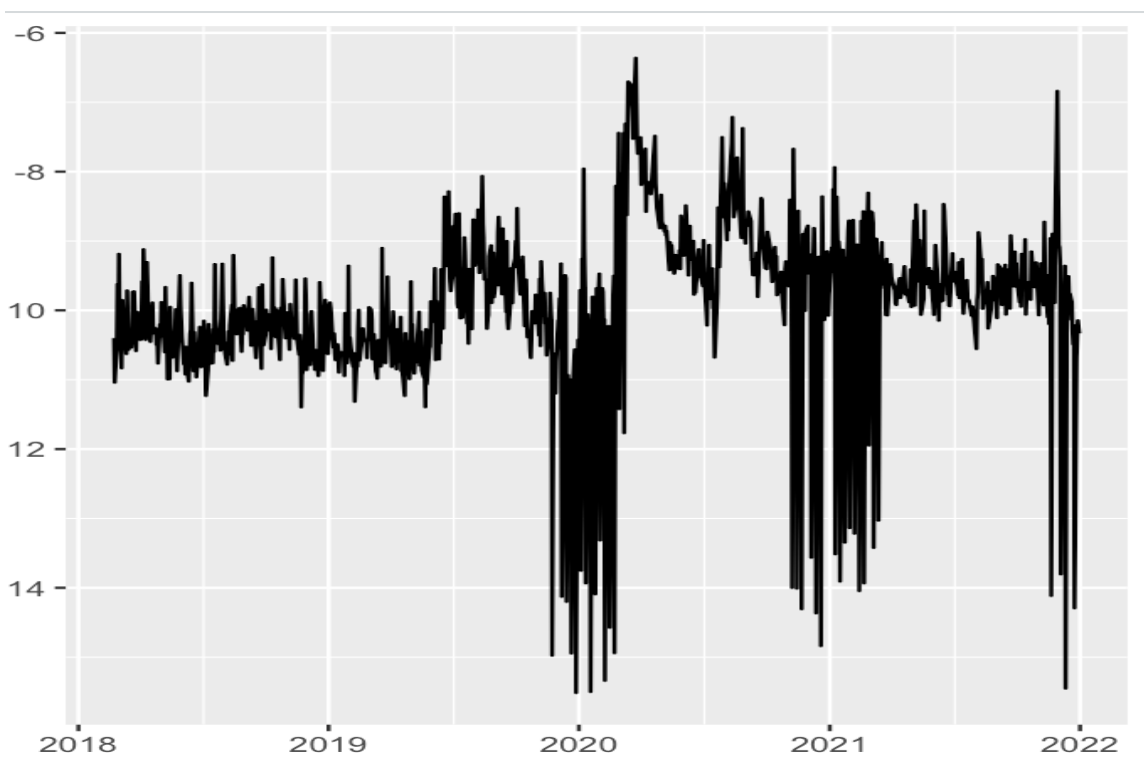


Рис. 6 График логарифмированной реализованной волатильности золота

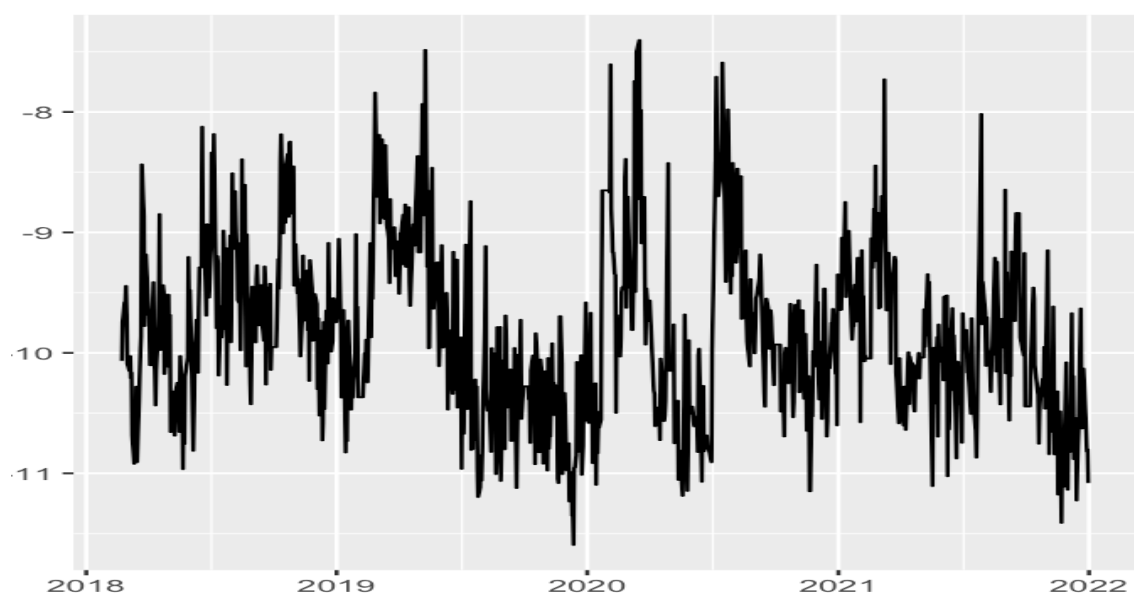


Рис. 7 График логарифмированной реализованной волатильности индекса Шанхайской биржи

Таблица 3. Значения коэффициентов значимости и маргинальные эффекты (Биткоин- золото)

	Q1 BTCxGold	Q2 BTCxGold	Q3 BTCxGold	Q4 BTCxGold	
log RVd lag 1 Gold	-0,014	0,035	0,142**	-0,108	2018
log RVw lag 2 Gold	0,717	-0,012	0,099	-0,451	
log RVm lag 3 Gold	-0,761	-0,912	-0,835	-6,363**	
WALD	0,112	0,08	0,053	0,024	
ME	0,125	-0,01	0,122	-0,502	
log RVd lag 1 Gold	-0,03	0,064	0,034	-0,047	2019
log RVw lag 2 Gold	0,44	0,701	0,057	-0,083	
log RVm lag 3 Gold	-1,174	-0,72	-0,252	-0,049	
WALD	0,983	0,201	0,932	0,611	
ME	0,002	0,169	0,03	-0,066	
log RVd lag 1 Gold	-0,58	0,101	0,017	-0,05	2020
log RVw lag 2 Gold	-0,007	-0,874	0,19	-0,235	
log RVm lag 3 Gold	-0,549	1,002*	0,508	-1,258	
WALD	0,724	0,232	0,181	0,101	
ME	-0,033	-0,025	0,079	-0,157	
	Q1 BTCxGold	Q2 BTCxGold	Q3 BTCxGold	Q4 BTCxGold	
log RVd lag 1 Gold	-0,158***	-0,023	-0,375	-0,06	2021
log RVw lag 2 Gold	0,523	0,435	0,26	0,285	
log RVm lag 3 Gold	-1,675*	-0,179	-0,193	0,054	
WALD	0,0002	0,12	0,052	0,29	
ME	-0,133	0,055	-0,332	0,053	

Таблица 4. Значения коэффициентов значимости и маргинальные эффекты (Биткоин- нефть)

	Q1 BTCxOIL	Q2 BTCxOIL	Q3 BTCxOIL	Q4 BTCxOIL	
log RVd lag 1 OIL	-0,015	-0,002	0,072	-0,075	2018
log RVw lag 2 OIL	0,691	-0,459	0,081	-0,251	
log RVm lag 3 OIL	1,338	0,777	0,951	1,619	
WALD	0,091	0,705	0,006	0,026	
ME	0,186	-0,057	0,134	-0,048	
log RVd lag 1 OIL	-0,034	0,006	-0,011	0,025	2019
log RVw lag 2 OIL	0,252	-0,351	0,188	0,492	
log RVm lag 3 OIL	0,44	0,838	0,531	-0,956	
WALD	0,401	0,006	0,002	0,049	
ME	0,037	-0,024	-0,023	0,078	
log RVd lag 1 OIL	-0,062	0,122	0,091	-0,079	2020
log RVw lag 2 OIL	0,203	-0,318	0,021	0,031	
log RVm lag 3 OIL	0,369	0,783	-0,595	-0,787	
WALD	0,364	8,03E-05	0,355	0,354	
ME	-0,004	0,096	0,065	-0,111	
log RVd lag 1 OIL	-0,223	0,222	0,151	-0,065	2021
log RVw lag 2 OIL	-0,038	0,109	0,165	0,101	
log RVm lag 3 OIL	0,297	-0,682	-2,713	-0,026	
WALD	0,001	0,578	0,282	0,688	
ME	-0,218	0,211	0,055	-0,046	

Таблица 5. Значения коэффициентов значимости и маржинальные эффекты (Биткоин- S&P 500)

	Q1 BTCxS&P500	Q2 BTCxS&P500	Q3 BTCxS&P500	Q4 BTCxS&P500	
log RVd lag 1 S&P500	0,007	0,114	-0,044	-0,02	2018
log RVw lag 2 S&P500	-0,036	-0,208	-0,106	-0,189	
log RVm lag 3 S&P500	`-0,434***	-0,105	0,039	0,435	
WALD	0,022	0,022	0,903	0,426	
ME	-0,02	0,067	-0,063	-0,037	
log RVd lag 1 S&P500	`-0,035*	0,248	0,082	-0,051	2019
log RVw lag 2 S&P500	0,11	0,221	-0,082	0,072	
log RVm lag 3 S&P500	0,067	0,916	-0,019	-0,351	
WALD	0,305	0,035	0,905	0,136	
ME	-0,009	0,335	0,064	-0,053	
log RVd lag 1 S&P500	-0,007	0,061	0,142	-0,04	2020
log RVw lag 2 S&P500	-0,278	-0,115	-0,11	0,009	
log RVm lag 3 S&P500	0,542	0,207	-0,462	-0,083	
WALD	0,46	7,75E-01	0,115	0,455	
ME	-0,037	0,047	0,097	-0,042	
log RVd lag 1 S&P500	-0,074***	-0,021	0,007	-0,008	2021
log RVw lag 2 S&P500	0,201	0,404	`-0,318*	0,099	
log RVm lag 3 S&P500	`-0,853***	-0,258	0,947**	-0,087	
WALD	6,33E-05	0,295	0,066	0,886	
ME	-0,074	0,047	-0,011	0,007	

Таблица 6. Значения коэффициентов значимости и маргинальные эффекты (Биткоин- Китайский Юань)

	Q1 BTCxСNY	Q2 BTCxСNY	Q3 BTCxСNY	Q4 BTCxСNY	
log RVd lag 1 CNY	-0,038	-0,047	0,01	-0,024	2018
log RVw lag 2 CNY	0,325	-0,066	0,104	0,428*	
log RVm lag 3 CNY	-0,374	0,33	0,519*	-1,395	
WALD	0,0009	0,705	0,006	0,003	
ME	-0,0022	-0,057	0,134	-0,048	
log RVd lag 1 CNY	0,007	0,012	-0,023	-0,058	2019
log RVw lag 2 CNY	0,055	-0,22	-0,036	0,05	
log RVm lag 3 CNY	-0,765	1,046*	0,039	1,327*	
WALD	0,4	0,006	0,002	0,049	
ME	0,037	-0,024	-0,023	0,078	
log RVd lag 1 CNY	-0,081	-0,016	0,183	0,036	2020
log RVw lag 2 CNY	0,164	0,375	0,333	0,002	
log RVm lag 3 CNY	-0,767	0,421	1,228	-0,071	
WALD	0,364	5,60E-05	0,355	0,354	
ME	-0,004	0,209	0,065	-0,11	
log RVd lag 1 CNY	-0,08	0,193**	0,156**	-0,043	2021
log RVw lag 2 CNY	0,405***	0,681*	0,177	0,132	
log RVm lag 3 CNY	-0,084	1,053	0,219	0,939**	
WALD	1,00E-04	0,578	0,282	0,598	
ME	-0,218	0,211	0,055	-0,049	

Таблица 7. Значения коэффициентов значимости и маргинальные эффекты (Биткоин- индекс Шанхайской биржи)

	Q1 BTCxSH	Q2 BTCxSH	Q3 BTCxSH	Q4 BTCxSH	
log RVd lag 1 SH	-0,279*	0,002	-0,035	1,067***	2018
log RVw lag 2 SH	0,44*	-0,344	-0,018	-2,311***	
log RVm lag 3 SH	3,134*	-0,118	1,811**	1,427***	
WALD	0,031	0,321	0,079	0,001	
ME	-0,041	-0,071	0,046	0,673	
log RVd lag 1 SH	0,133	-0,474	0,308**	0,141	2019
log RVw lag 2 SH	0,106	0,518	-0,086	-0,021	
log RVm lag 3 SH	-0,519	-0,856	1,324	-0,313	
WALD	0,618	0,325	0,027	0,946	
ME	0,131	-0,411	0,354	0,122	
log RVd lag 1 SH	-0,041	0,144	0,135	0,012	2020
log RVw lag 2 SH	0,108	0,534	-1,026***	-0,736	
log RVm lag 3 SH	0,147	0,169	0,841***	-3,081*	
WALD	0,561	0,154	0,003	0,061	
ME	-0,011	0,261	-0,029	-0,281	
log RVd lag 1 SH	0,146	-0,519	0,002	0,088	2021
log RVw lag 2 SH	0,325	1,238	0,371	0,061	
log RVm lag 3 SH	-1,602***	-0,812*	-0,348	-0,029	
WALD	0,001	0,209	0,348	0,901	
ME	0,134	-0,311	0,061	0,098	

Таблица 8. Значения коэффициентов значимости и маргинальные эффекты (Эфириум- нефть)

	Q1 ETHxOIL	Q2 ETHxOIL	Q3 ETHxOIL	Q4 ETHxOIL	
log RVd lag 1 OIL	-0,011	-0,01	0,075*	-0,071	2018
log RVw lag 2 OIL	0,141	-0,117	0,49	0,351	
log RVm lag 3 OIL	`-3,863***	-0,349	`-2,254**	0,583	
WALD	3,06E-05	0,705	0,006	0,016	
ME	-0,166	-0,057	0,134	0,026	
log RVd lag 1 OIL	-0,048	0,016	-0,027	-0,068	2019
log RVw lag 2 OIL	0,213	-0,227	0,073	0,154	
log RVm lag 3 OIL	0,623	0,418**	0,328**	0,299	
WALD	0,125	0,224	0,136	0,576	
ME	0,023	-0,009	0,002	-0,023	
log RVd lag 1 OIL	-0,081	0,143	0,053	-0,022	2020
log RVw lag 2 OIL	0,078	-0,079	0,292	0,016	
log RVm lag 3 OIL	1,218	0,185	`-1,267*	-0,297	
WALD	0,371	1,74E-01	0,355	0,964	
ME	-0,007	0,135	0,065	-0,033	
log RVd lag 1 OIL	`-0,176**	0,399	0,137	-0,062	2021
log RVw lag 2 OIL	0,092	-0,184	-0,278	0,1	
log RVm lag 3 OIL	0,276	-0,359	-1,846	0,009	
WALD	3,10E-02	0,896	0,381	0,62	
ME	-0,144	0,344	-0,006	-0,041	

Таблица 9. Значения коэффициентов значимости и маржинальные эффекты (Эфириум- золото)

	Q1 ETHxGOLD	Q2 ETHxGOLD	Q3 ETHxGOLD	Q4 ETHxGOLD	
log RVd lag 1 GOLD	-0,017	0,015	0,11	-0,081	2018
log RVw lag 2 GOLD	0,722	0,01	-0,692*	0,165	
log RVm lag 3 GOLD	-3,157**	0,212	1,168	`-7,195***	
WALD	2,30E-02	0,984	0,189	0,004	
ME	-0,022	0,027	0,026	-0,39	
log RVd lag 1 GOLD	-0,046	0,02	-0,051	`-0,132*	2019
log RVw lag 2 GOLD	0,335	0,475	-0,043	-0,096	
log RVm lag 3 GOLD	-2,069	-0,526	-0,533	1,554*	
WALD	0,621	0,572	0,872	0,045	
ME	-0,077	0,09	-0,084	-0,076	
log RVd lag 1 GOLD	-0,044	0,024	0,046	0,003	2020
log RVw lag 2 GOLD	0,131	-0,097	0,172	-0,384	
log RVm lag 3 GOLD	0,067	0,359	0,63	-0,305	
WALD	0,842	7,87E-01	0,01	0,306	
ME	-0,014	0,021	0,11	-0,088	
log RVd lag 1 GOLD	`-0,154***	-0,096	-0,348	0,006	2021
log RVw lag 2 GOLD	0,275	0,423	0,244	0,227*	
log RVm lag 3 GOLD	`-1,508*	0,227	-0,128	0,133	
WALD	4,00E-03	0,583	0,621	0,185	
ME	-0,171	-0,007	-0,305	0,058	

Таблица 10. Значения коэффициентов значимости и маржинальные эффекты (Эфириум- S&P500)

	Q1 ETHxS&P500	Q2 ETHxS&P500	Q3 ETHxS&P500	Q4 ETHxS&P500	
log RVd lag 1 S&P500	0,014	0,181	-0,104	-0,041	2018
log RVw lag 2 S&P500	0,248	0,053	0,211	-0,022	
log RVm lag 3 S&P500	-1,199	0,108	-0,819	0,438	
WALD	0,0001	0,458	0,286	0,013	
ME	0,007	0,196	-0,097	-0,025	
log RVd lag 1 S&P500	-0,045	0,229	-0,094	-0,057	2019
log RVw lag 2 S&P500	-0,177	0,181	0,068	0,101	
log RVm lag 3 S&P500	0,571	0,532	-0,369	0,163	
WALD	0,039	0,204	0,806	0,623	
ME	-0,053	0,291	-0,098	-0,029	
log RVd lag 1 S&P500	0,007	0,005	0,036	0,001	2020
log RVw lag 2 S&P500	-0,204	-0,506	0,084	-0,143	
log RVm lag 3 S&P500	0,591	0,309	-0,695	0,053	
WALD	0,532	0,014	0,072	0,837	
ME	-0,004	-0,081	0,02	-0,025	
log RVd lag 1 S&P500	-0,054	-0,015	0,024	-0,018	2021
log RVw lag 2 S&P500	0,163	0,509	-0,207	0,041	
log RVm lag 3 S&P500	-1,058	-0,028	0,622	-0,139	
WALD	0,001	0,221	0,461	0,735	
ME	-0,072	0,084	0,012	-0,159	

Таблица 11. Значения коэффициентов значимости и маргинальные эффекты (Эфириум- Китайский Юань)

	Q1 ETHxCNY	Q2 ETHxCNY	Q3 ETHxCNY	Q4 ETHxCNY	
log RVd lag 1 CNY	-0,073	-0,049	0,028	-0,032	2018
log RVw lag 2 CNY	0,543	0,106	-0,464	0,053	
log RVm lag 3 CNY	-2,227	0,299	-0,221	2,423	
WALD	0,123	0,628	0,102	0,162	
ME	-0,071	-0,013	-0,075	0,093	
log RVd lag 1 CNY	0,031	-0,022	-0,066	-0,044	2019
log RVw lag 2 CNY	-0,076	-0,161	-0,071	0,161	
log RVm lag 3 CNY	-0,799	0,993	-0,041	-1,306	
WALD	0,192	0,021	0,273	0,227	
ME	-0,021	-0,007	-0,082	-0,074	
log RVd lag 1 CNY	-0,085	0,014	0,352	0,033	2020
log RVw lag 2 CNY	0,164	0,046	-0,099	0,034	
log RVm lag 3 CNY	-0,601	0,419	2,117	-0,081	
WALD	0,108	0,58	0,045	0,311	
ME	-0,081	0,043	0,433	0,036	
log RVd lag 1 CNY	-0,151	-0,251	-0,151	-0,001	2021
log RVw lag 2 CNY	0,323	0,856	0,087	0,109	
log RVm lag 3 CNY	-0,276	0,557	-0,136	0,857	
WALD	0,02	0,128	0,029	0,157	
ME	-0,099	-0,053	-0,139	0,061	

Таблица 12. Значения коэффициентов значимости и маргинальные эффекты (Эфириум- индекс Шанхайской биржи)

	Q1 ETHxSH	Q2 ETHxSH	Q3 ETHxSH	Q4 ETHxSH	
log RVd lag 1 SH	0,022*	-0,088	-0,206	1,126**	2018
log RVw lag 2 SH	0,372	-0,144	-0,139	-2,124	
log RVm lag 3 SH	1,907	0,528	0,259	0,049**	
WALD	0,116	0,555	0,407	0,005	
ME	0,006	-0,092	-0,222	0,725	
log RVd lag 1 SH	0,149	-0,431	0,183*	0,298	2019
log RVw lag 2 SH	0,163	0,628	0,236	-0,353	
log RVm lag 3 SH	1,019	0,429	0,738	1,409	
WALD	0,257	0,227	0,099	0,531	
ME	0,133	-0,325	0,266	0,295	
log RVd lag 1 SH	-0,068	0,019	0,063*	0,035	2020
log RVw lag 2 SH	0,087**	0,166	-0,698	-0,996	
log RVm lag 3 SH	0,444	0,429	0,735***	-0,931	
WALD	0,156	0,24	0,014	0,058	
ME	-0,029	0,073	-0,041	-0,201	
log RVd lag 1 SH	0,192*	-0,509	-0,071	-0,024	2021
log RVw lag 2 SH	0,257	1,768	0,282	-0,221	
log RVm lag 3 SH	-1,811**	-0,424	-0,082	0,125	
WALD	0,001	0,338	0,551	0,949	
ME	0,158	-0,176	-0,019	-0,06	

Таблица 13. Значения коэффициентов значимости и маргинальные эффекты (Риппл- Нефть)

	Q1 XRPxOIL	Q2 XRPxOIL	Q3 XRPxOIL	Q4 XRPxOIL	
log RVd lag 1 OIL	-0,101	0,002	0,131**	-0,128	2018
log RVw lag 2 OIL	-0,474	-0,107	0,723***	-0,208	
log RVm lag 3 OIL	3,236	-0,656	-3,261**	0,421	
WALD	9,10E-02	0,959	0,001	0,026	
ME	-0,041	-0,051	0,119	-0,151	
log RVd lag 1 OIL	-0,033	0,021	0,019	0,011	2019
log RVw lag 2 OIL	0,011	-0,214*	0,145	0,031	
log RVm lag 3 OIL	0,578	0,555***	0,429**	0,036	
WALD	0,163	0,018	0,151	0,986	
ME	-0,004	0,004	0,069	0,018	
log RVd lag 1 OIL	-0,092	-0,183	-0,044	0,116	2020
log RVw lag 2 OIL	-0,161	0,425	-0,08	-0,436	
log RVm lag 3 OIL	1,415**	0,389**	-0,508	-1,761	
WALD	0,125	1,00E-03	0,457	0,201	
ME	-0,057	-0,079	-0,085	-0,054	
log RVd lag 1 OIL	-0,231	-0,124	-0,014	0,021	2021
log RVw lag 2 OIL	0,061	0,767	-0,277	-0,145	
log RVm lag 3 OIL	0,126	-0,212	1,371**	0,249	
WALD	5,30E-02	0,426	0,057	0,399	
ME	-0,211	0,019	-0,005	0,002	

Таблица 14. Значения коэффициентов значимости и маргинальные эффекты (Риппл- золото)

	Q1 XRPxGold	Q2 XRPxGold	Q3 XRPxGold	Q4 XRPxGold	
log RVd lag 1 Gold	-0,153	0,011	0,135*	`-0,212**	2018
log RVw lag 2 Gold	-0,993	-0,138	-0,901	0,201	
log RVm lag 3 Gold	2,496	1,354	1,408	`-1,615*	
WALD	2,30E-02	0,542	0,151	0,004	
ME	-0,233	0,047	0,021	-0,249	
log RVd lag 1 Gold	-0,061	0,093	0,001	-0,075	2019
log RVw lag 2 Gold	0,678	0,051	0,138	-0,121	
log RVm lag 3 Gold	-2,375	0,024	-0,961	0,425	
WALD	0,208	0,548	0,561	0,736	
ME	-0,038	0,104	-0,016	-0,079	
log RVd lag 1 Gold	-0,027	-0,054	0,061	0,054	2020
log RVw lag 2 Gold	-0,042	-0,449	0,568**	-0,104	
log RVm lag 3 Gold	0,302	1,114	0,347	`-1,315*	
WALD	0,895	6,70E-02	0,056	0,256	
ME	-0,021	-0,091	0,192	-0,029	
log RVd lag 1 Gold	`-0,169**	-0,068	-0,502	-0,011	2021
log RVw lag 2 Gold	-0,027	0,305	0,558*	-0,014	
log RVm lag 3 Gold	-1,662	-0,964	0,685	0,596	
WALD	3,00E-03	0,521	0,106	0,433	
ME	-0,253	-0,053	-0,357	0,015	

Таблица 15. Значения коэффициентов значимости и маргинальные эффекты (Риппл- индекс Шанхайской биржи)

	Q1 XRPxSH	Q2 XRPxSH	Q3 XRPxSH	Q4 XRPxSH
log RVd lag 1 SH	-0,449	-0,014	-0,184	0,711**
log RVw lag 2 SH	0,199	-0,276	-0,491*	`-1,077**
log RVm lag 3 SH	2,457	0,068	`-2,632*	-0,086
WALD	1,37E-01	0,481	0,062	0,003
ME	-0,292	-0,065	-0,407	0,491
log RVd lag 1 SH	0,441**	`-0,508**	0,102	0,318
log RVw lag 2 SH	-0,166	0,605	0,208	-0,424
log RVm lag 3 SH	-1,041	-0,452	`-1,831**	0,277
WALD	0,048	0,162	0,003	0,876
ME	0,358	-0,408	0,231	0,246
log RVd lag 1 SH	-0,133	0,079	0,227	-0,405
log RVw lag 2 SH	0,093	0,477	`-0,752**	`-1,335**
log RVm lag 3 SH	0,501	0,586**	1,022**	`-4,937***
WALD	0,412	1,07E-01	0,097	0,002
ME	-0,091	0,202	0,125	-0,906
log RVd lag 1 SH	0,318	-0,453	-0,071	0,486**
log RVw lag 2 SH	`-0,878*	0,917	-0,454	0,091
log RVm lag 3 SH	-0,558	0,228	1,835**	-0,855
WALD	4,10E-02	0,678	0,043	0,072
ME	0,115	-0,258	-0,074	0,463

ⁱ Finam.ru- розничный брокер, а также инвестиционная группа, специализирующаяся на оказании трейдерских, инвестиционных банковских услуг, доверительном управлении денежными средствами и ценными бумагами, инвестировании на валютном рынке Forex.