

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 берет 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, 3-year China Government bond. 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.ru¹. 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)

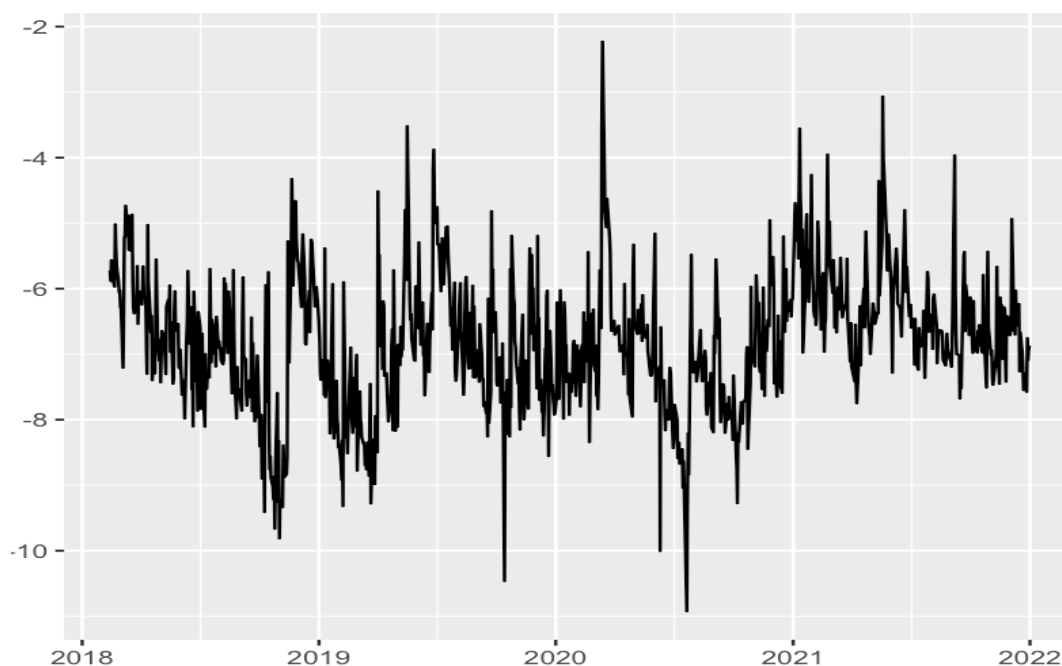


Рис.1 График логарифмированной реализованной волатильности Биткоина

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. Также была построена коррелограмма (приложения). Результаты показали, что переменная логарифмированной реализованной волатильности биткоина имеет значения корреляции с переменными Brent и Gold- 0.132 и 0.167 соответственно на однопроцентном уровне значимости. А также, значения корреляции 0,081 и 0,08 с переменными CNY и S&P500 на 10 процентном

уровне значимости. По результатам можно сказать, что криптовалюты и классические активы слабокоррелированы между собой. Однако, стоит обратить внимание на высокие значения корреляции на однопроцентном уровне значимости среди переменных классических рынков.

Набор переменных для исследования был составлен из лаггированных 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 НАС 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 лагированные 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.

	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.

	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

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.

3) Риппл (Ripple)

3.1) Риппл- нефть

В данной моделие 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.

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. 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 было 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.

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.