

ПЕРМСКИЙ ФИЛИАЛ ФЕДЕРАЛЬНОГО ГОСУДАРСТВЕННОГО
АВТОНОМНОГО ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО УЧРЕЖДЕНИЯ ВЫСШЕГО
ОБРАЗОВАНИЯ

«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»

Факультет экономики, менеджмента и бизнес-информатики

Ершов Михаил Олегович

**ВЛИЯНИЕ ПОТОКА ЗАЯВОК НА ИЗМЕНЕНИЕ ЦЕН
КРИПТОВАЛЮТНЫХ ПАР**

Выпускная квалификационная работа - БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА
студента образовательной программы бакалавриата «Экономика»
по направлению подготовки 38.03.01 Экономика

Руководитель

канд. эконом. наук, доцент

Д.Б. Потапов

Консультант

канд. эконом. наук, доцент

А.М. Лозинская

Пермь, 2020 год

Аннотация

Текущее исследование направлено на анализ влияния потока заявок на изменение цен криптовалютных пар. Поток заявок формализуется как с использованием количества, так и объемов рыночных заявок. В работе используются данные о рыночных заявках с тиковой частотностью за период 10.10.2018 - 27.11.2019 гг., предоставленные европейской криптовалютной биржей. Начальная выборка состояла из шестнадцати пар, но в исследуемую выборку вошли две (биткоин/ доллар США и биткоин/ швейцарский франк) с наибольшей вариацией в потоке заявок. По итогу работы было оценено 48 авторегрессионных моделей распределённых лагов: для 4-х вариантов представления потока заявок с 4-х часовым шагом агрегации данных до суточной частотности и с различным количеством лагов. В результате были выявлены статистически значимые положительные мгновенные эффекты потока заявок на изменение цен криптовалютных пар, однако наблюдались и отрицательные значимые эффекты на лагах различного уровня. Последнее связано с поведенческим аспектом инвестирования. Объясняющая способность моделей увеличивалась с уменьшением частотности данных. Результаты работы могут быть использованы маркетмейкерами для корректировки своих стратегий на рынке.

Abstract

The current study is aimed to analyze the impact of the order flow on changing the prices of cryptocurrency pairs. The order flow is formalized using both the quantity and volume of market orders. The work uses data on market orders with a tick frequency for the period 10.10.2018 - 11.27.2019 provided by the European cryptocurrency exchange. The initial sample consisted of sixteen pairs, but two (Bitcoin / US dollar and Bitcoin / Swiss franc) were included in the study sample, with the largest variation in the order flow variables. Based on the results of the work, 48 autoregressive models of distributed lags were evaluated: for 4 options for presenting the order flow with a 4-hour data aggregation step up to the daily frequency and with a different number of lags. As a result, statistically significant positive instantaneous effects of the order flow on changing the prices of cryptocurrency pairs were revealed, but negative significant effects were also observed. That is related to the behavioral aspect of investing. The explanatory power of models increased with decreasing data frequency. The results of the work can be used by market makers to adjust their market strategies.

Ключевые слова: криптовалюты, поток заявок, авторегрессионная модель распределенных лагов.

Оглавление

Аннотация.....	2
Введение.....	5
Обзор литературы	9
Постановка исследовательского вопроса	21
Методология исследования.....	24
Данные и их предварительный анализ.....	28
Эмпирические результаты.....	35
Заключение	42
Список использованной литературы.....	46
Приложение 1. Оценки параметров ADL моделей для пар BTCUSD и BCTCHF на 4-х часовой частотности данных	48
Приложение 2 Оценки параметров ADL моделей для пар BTCUSD и BCTCHF на 8-х часовой частотности данных	49
Приложение 3 Оценки параметров ADL моделей для пар BTCUSD и BCTCHF на 12-х часовой частотности данных	50
Приложение 4 Оценки параметров ADL моделей для пар BTCUSD и BCTCHF на 16-х часовой частотности данных	51
Приложение 5 Оценки параметров ADL моделей для пар BTCUSD и BCTCHF на 20-х часовой частотности данных	52
Приложение 6 Значения коэффициентов при NOVR и NOV на различной частотности данных.....	53

Введение

Криптовалюты получили широкую известность во второй половине 2017 г., когда курсовая стоимость одной из криптовалют - Биткойна (Bitcoin, BTC) - по данным криптовалютной биржи Coinbase увеличилась до 20 тыс. долларов США. Криптовалюта на данном этапе своего развития является крайне рискованным инструментом для инвестирования, поскольку рынок характеризуется довольно высоким уровнем волатильности, о чем свидетельствует, например, индекс волатильности на рынке США (Volatility Index, VIX), который, по данным www.macrotrends.net, показал среднегодовое значение в 33.18% на 2020 г. На 01.05.2020 г. среднегодовое значение индекса волатильности курса биткойна (Bitcoin Volatility Index, BVOL), по данным www.bitmex.com, составило 58.41%. Заметим, что при таком высоком уровне волатильности актуальным является исследование изменения цен криптовалютных пар, в том числе, влияние на него потока заявок, который представляет собой динамическое соотношение между спросом и предложением на рынке.

Работы по изучению влияния потока заявок на изменение цен активов проводились для различных типов рынков: от валютных до криптовалютных. Однако следует отметить, что большинство работ проводилось на фондовых (Chordia, Roll, Subrahmanyam, 2002) или валютных рынках (Evans, Lyons 2002b). По своей сути поток заявок представляет собой динамическое изменение спроса и предложения на рынке. Таким образом разное соотношение между спросом и предложением, согласно экономической теории, должно приводить к росту или падению цены торгуемого актива. Следует отметить, что в эмпирических работах, посвященных анализу влияния потока заявок на изменения цен актива, эффект потока заявок на цену рассматриваемого актива был обнаружен частично (Marsh, O'Rourke, 2005) или не был выявлен (Evans, 2002). На рынке криптовалют были выявлены

противоречивые результаты. Так, в работе (Sadighian, 2019) был выявлен положительный статистически значимый эффект потока заявок на изменения цен криптовалютных пар, однако в исследовании (Bianchi, Dickerson, 2020) был обнаружен отрицательный статистически значимый эффект потока заявок. Также следует заметить, что не существует и единого способа формализации потока заявок. Это означает, что актуальным является изучение влияния потока заявок на цену с учетом разных способов его формализации.

Рынок криптовалют интересен тем, что у криптовалюты отсутствует понятие фундаментальной стоимости, как у акций, и нет детерминированных денежных потоков, как у облигаций. Таким образом, ценовые изменения криптовалютных пар могут быть объяснены прошлыми значениями цен и потоком заявок. Таким образом, исследование ценовых движений криптовалют сопряжено с ограниченным набором объясняющих факторов, что определяет сложность методологии работ по анализу факторов, влияющих на цены криптовалют. Актуальность текущего исследования обусловлена и тем, что рынок криптовалют является новым и развивающимся, поэтому, как отмечалось выше, на нем проводилось малое количество исследований на тему анализа влияния потока заявок на изменения цен криптовалютных пар и разнородность полученных результатов (Evans, 2002) и (Evans, Lyons, 2002b), также обуславливает низкую степень проработанности исследовательского вопроса. Отличия в финальных выводах может объясняться различной частотностью рассматриваемых данных и различными способами формализации потока заявок.

Таким образом, целью текущего исследования является исследование влияния потока заявок (Order Flow, OF) на изменение цен криптовалютных пар с учетом разных вариантов его представления, где первой валютой будет криптовалюта, а второй – фиатная. Текущая работа будет рассматривать рынок со стороны маркетмейкера. Иными словами, исследование направлено не на частных инвесторов, а на организаторов торгов. Все полученные

результаты не могут быть использованы индивидуальными инвесторами в силу того, что у них отсутствует необходимый объем информации. В качестве источника данных текущего исследования выступает биржа криптовалют X, с которой было подписано соглашение о неразглашении информации (Non Disclosure Agreement, NDA). В работе используются агрегированные данные о рыночных заявках за период 10.10.2018 - 27.11.2019 гг. без оглашения первоисточника. Данные имеют тиковую частотность, иными словами, отражают каждую совершенную сделку. Таким образом, начальная частотность данных зависит от интенсивности совершаемых сделок по конкретной криптовалютной паре.

Для того, чтобы достичь поставленной цели, был составлен следующий список задач:

- 1) ознакомиться с теоретическими и эмпирическими работами, посвященными влиянию OF на изменение цен различных активов;
- 2) сформировать исследовательский вопрос исходя из обзора литературы;
- 3) представить OF в виде соответствующих переменных для проведения регрессионного анализа, используя разные способы его формализации;
- 4) провести предварительный анализ данных и агрегировать их по 4-х часовым интервалам до дневной частотности;
- 5) оценить авторегрессионные модели распределённых лагов (ADL, Autoregressive Distributed Lags) для каждой рассматриваемой валютной пары;
- 6) проинтерпретировать полученные результаты и сделать вывод о мгновенных и динамических эффектах OF;
- 7) предложить методы практической имплементации полученных результатов;

8) выделить ограничения исследования и направления дальнейшей работы.

Результаты текущей работы могут быть использованы маркетмейкерами для краткосрочного прогнозирования цен торгуемых валютных пар, корректировке стратегий хеджирования и перерасчёта риск метрик, таких как стоимость под риском (Value at Risk, VaR) и ожидаемый дефицит (Expected Shortfall, ES). Большинство маркетмейкеров на анализируемом рынке, после исполнения заявки от инвестора и в случае, если другим инвестором не была выставлена заявка, перекрывающая первую, принимают решение об удержании оставшейся криптовалюты на торговом счете или ее моментальной продаже на другой бирже. Таким образом, имея представлены о том, как поток заявок влияет на изменение цены конкретной валютной пары на определенном временном горизонте, маркетмейкер сможет эффективнее принимать решение об удержании открытой позиции или ее моментальном перекрытии.

Текущее исследование состоит из шести разделов: обзора литературы, постановки исследовательского вопроса, методологии исследования, ограничений исследования, данных и их предварительного анализа, описания эмпирических полученных результатов и выводов по работе. В первом разделе находится обзор эмпирических статей и выводов, сделанных исследователями ранее. Во втором описываются и обосновываются гипотезы, выдвинутые в работе. В третьем описывается спецификация моделей. В четвертом - проводится описание данных. В завершающем разделе работы проводится описание полученных результатов, а также приводятся дальнейшие расширения исследования. В работе используется 27 источников. Объем работы со всеми приложениями составляет 54 страницы.

Обзор литературы

Обычно на бирже криптовалют, как и на фондовых биржах, существует поток различных заявок (Order Flow, OF), заключенных по определенному активу. Наиболее распространёнными являются три типа заявок: рыночные, лимитные и отменённые. Под рыночными понимаются заявки, которые выставляются инвестором по рыночной цене. Лимитные – это заявки, которые выставляются с ценой, отличной от рыночной. При этом не важно в какую сторону отличается цена заявки от рыночной и направление заявки, т.е. заявка на покупку или же на продажу так же не важно. Под отменёнными заявками обычно понимают лимитные заявки, которые были выставлены публично, но не были исполнены в силу того, что инвестор снял свою заявку по каким-либо причинам.

Отметим, что нет одного определённого способа дать дефиницию потоку заявок, поэтому методы формализации OF в различных работах могут отличаться. Так, наиболее простым и широко используемым способом формализации OF является разность между количеством заявок на покупку и на продажу, совершенных в определённый временной промежуток. Например, такой подход используется в работах (Evans, 2002) и (Froot, Ramodani, 2005). Существуют и более сложные способы формализации OF, которые учитывают комбинацию цен и объемов различных типов заявок (Silantyev, 2019). В данной работе изначально сложно выявить наиболее предпочтительную метрику для использования. Поскольку эффект потока заявок был выявлен при использовании различных подходов к формализации OF (Evans, Lyons, 2002b; Sadighian, 2019). Однако следует учитывать, что простая разность заявок на покупку и продажу может уступать более сложным метрикам в объясняющей способности, то же можно сказать и о более сложных преобразованиях OF (Nolte, Nolte, 2014).

По своей сути рыночный поток заявок OF отражает динамику изменений спроса и предложения на рынке. Несбалансированность спроса и предложения должна вести к изменению рыночных цен. Таким образом, в основе рассматриваемого фактора лежит классический закон спроса: если спрос на определенном промежутке времени превышает предложение за тот же временной отрезок, иными словами количество заявок на покупку или их объем больше количества заявок на продажу или их соответствующего объёма, то ожидается, что цена актива пойдет вверх. В случае, если предложение больше спроса, то, наоборот, ожидается падение цены актива.

Исследуя влияния потока заявок на цену актива, можно сделать вывод о том насколько сильно тот или иной рынок подвержен влиянию классического закона спроса. Вместе с тем в данном исследовательском вопросе не существует однозначного способа определения и формализации потока заявок. Методы измерения OF разнятся между исследованиями. Этот факт, как и использование разной частотности данных, уровней агрегации и непосредственно отличия в спецификациях регрессионных моделей, могут дополнительно объяснять разнородность полученных результатов в ранее проделанных работ по анализу влияния потока заявок на изменение цены актива. Положительные статистически значимые эффекты потока заявок были выявлены на рынке криптовалют (SilantyeV, 2019) (Sadighian, 2019), (McIntyre, Harjes, 2016), на валютном (Evans, Lyons, 2002b), (Evans, Lyons, 2002a), (Menkhoff, 2016), (Berger et al., 2008) и на фондовых рынках (Chordia, Roll, Subrahmanyam, 2002), (Brandt, Kavajecz, 2003). Заметим, что на фондовых рынках также проводились исследования влияния потока заявок и волатильность акций (Foucault, Sraer, Thesmar, 2011), где так же был выявлен положительной статистически значимый эффект OF. Однако существуют работы на FX рынке, где статистически значимого эффекта OF обнаружено не было (Evans, 2002) или он был выявлен частично (Marsh, O'Rourke, 2005), (Nolte, Nolte, 2014). Также следует отметить, что в одной из работ,

проделанных на рынке криптовалют (Bianchi, Dickerson, 2020) был обнаружен негативный статистически значимый эффект изменения объемов на цену криптовалют.

Исследование взаимосвязи потока заявок и цены криптовалют является относительно новой темой в силу того, что криптовалюты недавно стали рассматриваться в качестве инвестиционного инструмента и актива, по которому можно организовывать торги. В силу этого, в академическом пространстве существует малое количество работ на данную тему. В начале текущего раздела будут приведены работы, который проводились на данных по криптовалютам. После будет рассмотрены исследования на данных фиатных валют и акций. Рассмотрим эмпирические работы подробнее.

Одной из первых работ, в которой исследователи анализировали влияние потока заявок на изменение цен, была работа (Bollerslev, Domowitz, Wang, 1997). Исследование проводилось на дневных данных о котировках пары немецкая марка/доллар США за временной период 11.04.1989 – 30.06.1989 гг. Для анализа потока заявок использовались как лимитные, так и рыночные заявки. По результатам исследования авторами был установлено, что цена валютной пары изменяется вслед за потоком заявок. Авторы использовали модель построения условного распределения цены с условием изменения потока заявок. Отметим, что подобный метод является редким и более поздние работы не используют подобную методологию.

Предложенная в работе (Alexander, Dakos, 2020) гипотеза об агрегации данных с различных криптовалютных бирж, которая заключается в том, что в силу того, что рынок криптовалют является децентрализованным, необходима искусственная агрегация данных о котировках и OF с различных криптовалютных бирж, развивается в работе (Bianchi, Dickerson, 2020). Авторы анализируют котировки двухсот пятидесяти бирж за период 03.07.2017 – 06.12.2019 гг. с различными криптовалютами, но с долларом США в качестве второй валюты в паре. Отметим, что в работе исследуется

отклонения логарифма объема заявок в день t от среднемесячного логарифма объема. По результатам исследования было показано, что при такой метрике поток заявок оказывает краткосрочный отрицательный эффект на изменения цен. Однако в долгосрочном периоде эффект остается положительным. Заметим, что авторы объясняют такой результат тем, что рыночная активность создается инвесторами, которые спекулируют своей частной информацией, иными словами, от асимметрии информации между инвесторами. Авторы ссылаются на работу (Llorente et al., 2002), в которой объясняется такой эффект различными внутренними мотивами инвесторов. Работа проводится на данных о котировках акций, имеющих листинг на нью-йоркской фондовой бирже (New York Stock Exchange, NYSE) и на американской фондовой бирже (American Stock Exchange, AMEX) за период 01.01.1993 – 31.12.1998 гг. В исследовании выделяют спекулятивную торговлю, покупку актива в качестве хеджа и торговлю, основанную только на публичной, открытой информации. По результатам работы было установлено, что торговля из спекулятивных мотивов ведет к увеличению объемов и росту цены, сделки, мотивированные хеджем, приводят к росту объема, но падению цены актива.

В работе (Silantyev, 2019) рассматриваются два вида потока заявок, которые состоят из лимитных и рыночных. В статье они формализуются как торговый поток (trade flow) и поток заявок (order flow). Под несбалансированностью OF в работе понимается разность между произведениями лучших цен на покупку и соответствующих объемов и цен на продажу с соответствующим объемом. Рыночная цена определяется как среднее между лучшей ценой на покупку (bid) и ценой на продажу (ask) в момент времени t . Под несбалансированностью торгового потока понимается разность между рыночной ценой на покупку и рыночной ценой на продажу в момент времени t . Исследование проводилось на данных по ценам пары биткоин/доллар за период 01.09.2017 - 30.10.2017 гг., которые агрегировались до 1 сек., 10 сек., 1 мин., 5 мин., 10 мин., 1 час. В работе был выявлен

положительный статистический значимый эффект от потока заявок и торгового потока. Лучшим таймфреймом для торгового потока стал 10 мин., на котором был показан коэффициент детерминации в 0.702. Поток заявок показал лучший коэффициент детерминации на таймфрейме в час, который был равен 0.524. Отметим, что в исследовании спецификация моделей не учитывала возможный отложенный во времени эффект потока заявок на цену, а при расчете обоих потоков заявок не учитывался объем рыночных заявок.

Отметим, что помимо регрессионного анализа, в литературе применяются также более сложные методы для изучения связи потока заявок и цены. В работе (Sadighian, 2019) используются методы глубокого обучения с подкреплением (deep reinforcement learning) нейронных сетей и метода градиентного спуска на данных рыночных и лимитных заявок, чтобы оценить влияние потока заявок на цены. Автор рассматривал три типа заявок: лимитные, рыночные и отмененные. Данные по лимитным заявкам нормализовались согласно стандартному методу: вычитание среднего значения по выборке и последующее деление на стандартное отклонение. OF рассчитывался как разность произведений трех типов заявок в момент времени t . Уменьшаемым в разности было произведение лимитных заявок. Данные агрегировались на 5, 15, 30 мин. Временной период исследования составил 27.09.2019-04.10.2019 гг. В работе анализировались три валютные пары биткоин/доллар, эфириум/доллар, лайткоин/доллар. Выборка разбивалась на обучающую и тестирующую в отношении 0.8 и 0.2, соответственно, для дальнейшего построения прогноза. По результатам исследования были выявлены положительные статистически значимые эффекты лимитных и рыночных заявок на изменение цен криптовалют.

Рассмотрим работу, которая адаптирует методологию исследования (Evans, Lyons 2002a), сделанного на валютном рынке, под рынок криптовалют. Исследование (McIntyre, Harjes, 2016) проводилось на данных о котировках биткоина за период 2011 – 2013 гг. В работе использовались

различные валютные пары, в которой первой валютой всегда выступал биткоин. Также заметим, что авторы добавляют в регрессионные модели показатели процентных ставок для соответствующих валютных пар. Добавление такого фундаментального показателя, как процентная ставка по национальной валюте возможна благодаря дневной частотности данных в исследовании и большим рассматриваемым временным горизонтом. Заметим, что в рассматриваемой работе не было рассмотрено отложенного эффекта потока заявок и сам поток понимался как разность между ордерами на покупку и продажу. По результатам исследования было обнаружено, что процентная ставка по второй валюте в паре никак не влияет на изменение цены биткоина. Однако был установлен положительный статистически значимый эффект изменений потока заявок на ценовую динамику анализируемых валютных пар. В работе использовались модели с индивидуальными фиксированными эффектами на показатели объема. Также следует отметить, что волатильность в регрессии моделировалась с помощью авторегрессионной условной гетероскедастичности General Autoregressive Conditional Heteroskedasticity GARCH (1;1) процесса. По результатам исследования было установлено, что прошлый объем взаимодействует с запаздывающим эффектом, начиная с первого лага, эффект является положительным и статистически значимым для изменения цены криптовалюты.

На рынке валют (Foreign Exchange, FX) исследователи не пришли к единому выводу о наличии или отсутствии значимого эффекта OF на цены валют. Так, в работах (Menkhoff, 2016) и (Berger et al., 2008) исследователями был обнаружен положительный статистически значимый эффект OF, а в работах (Evans, 2002), (Marsh, O'Rourke, 2005) и (Nolte, Nolte, 2014) значимый эффект не был выявлен вовсе или был обнаружен только частично, в зависимости от рассматриваемой валютной пары и частотности данных. Далее проанализируем эти работы подробнее. Сначала рассмотрим работы, в которых был выявлен положительный статистически значимый эффект потока заявок на изменение цен валютных пар.

В исследовании (Evans, Lyons, 2002b) рассматривались множество валютных пар с дневной частотностью за период 01.05.1996 – 31.08.1996 гг. Авторами были взяты логарифмические изменения цен, а дельта цен рассчитывалась на дневном окне. Под OF понималась разница между количеством сделок на покупку и количеством сделок на продажу. Процессы приводились к стационарным и оценивалась линейно регрессионная модель без лагированных значений. В результате исследования коэффициенты детерминации по всем валютным парам варьировались от 0.45 до 0.78. Несмотря на то, что в анализе не были рассмотрены объемы заявок и не были проанализированы возможные отложенные эффекты OF, был выявлен положительный значимый эффект OF на цены валютных пар. Такое расхождение в результатах с работой (Evans, 2002) может быть объяснено страновыми эффектами и макроэкономической ситуацией в разных странах.

Отметим исследование (Menkhoff, 2016), которое проводилось на выборке из пятнадцати валютных пар, за временной промежуток 02.01.2001 – 27.05.2011 гг. с дневной частотностью данных. Авторами было принято решение применить логарифмическое преобразование к валютным парам для достижения стационарности ряда, при этом была также взята первая разность, что могло привести к потере объясняющих способностей моделей. Отличительной чертой данной работы является объединение валютных пар в пять портфелей, в которых валютные пары сортировались по количеству заявок, сделанных за день. Каждый портфель ребалансировался в конце торгового дня. Также количество сделок взвешивалось на их стандартное отклонение для того, чтобы была возможность беспрепятственно объединять валюты в портфели. В результате было выявлено, что поток ордеров оказывает положительный статистический значимый эффект в первые два-три дня после формирования портфеля, впоследствии влияние потока заявок становится незначимым.

Работа (Berger и др., 2008) для валютного рынка отличается от большинства исследований большим рассматриваемым временным окном. Анализ проводился на данных за период 01.1999 - 12.2004 гг. Также работу выделяет тот факт, что в ней используется объем сделок для формализации потока заявок, который выражался как разность объемов между заявками на покупку и продажу. Исследование проводилось на ценах пар евро/доллар США, йена/доллар США. Авторы использовали линейную регрессию без включения лагированных значений. В работе был установлен положительный статистически значимый эффект потока заявок на цену валютной пары, однако авторами использовалась разная частотность данных: от минутной, до месячной и было установлено, что объясняющая способность потока заявок падает с уменьшением частотности данных. Так, наибольшую объясняющую способность модели показывали на частотности в 15 минут для пары евро/доллар США и на дневной частотности для пары йена/доллар США. Соответствующие коэффициенты детерминации составили 0.5 и 0.53. При дальнейшем уменьшении частотности данных, объясняющая способность моделей линейно убывала.

Далее рассмотрим работы, в которых статистически значимого эффекта выявлено не было или он был выявлен частично.

В работе (Evans, 2002) проводился анализ влияния потока заявок на цену пары немецкая марка/доллар за период 01.05.1996 – 31.08.1996 гг., где не был обнаружен статистически значимый эффект потока заявок на изменение цен валютных пар. Под OF в работе понималась разница между количеством заявок на покупку и заявок на продажу в момент t , была выявлена значимая автокорреляция до шестого лага. Данные агрегировались на 9.7 и 13.6 тиков. В работе оценивалась регрессионная модель распределённых лагов (Distributed Lags, DL) с максимальным лагом в 6, далее проводился тест, в котором сравнивались показатели OF с показателем скользящего среднего (Moving Average) MA(1) процессом. Оцениваемые модели показали крайне

малую объясняющую способность: наибольший коэффициент детерминации составил 0.0055 в спецификации модели, где включались все 6 лагов. Заметим, что в данной работе не включался авторегрессионный компонент в модели и объемы совершенных сделок не учитывались при формализации OF, что могло привести к слабой объясняющей способности модели.

Для анализа влияние потока заявок на цену валютных пар используются в качестве контрольных переменных макроэкономические показатели в попытке увеличить объясняющие способности моделей и проследить возможную связь между OF и прочими показателями, такими как макроэкономические показатели. В исследовании (Rime, Sarno, Sojli, 2010) в дополнение к потоку заявок в качестве объясняющих переменных используется множество макроэкономических показателей таких как затраты на труд, Индекс потребительских цен, Consumer price index CPI, предложение денег и другие. Авторами использовалось временное окно 13.02.2004 – 14.02.2005. По результатам работы было установлено, что поток заявок статистически значимо связан с макроэкономическими показателями, также в работе исследовалась прогнозная способность потока заявок. Было выяснено, что модели с включением разности между заявками на покупку и продажу в модель имеют лучшую прогнозную способность в сравнении с авторегрессионными моделями.

Похожие выводы были получены в исследовании (Froot, Ramodani, 2005), где авторы также рассматривали различные частотности данных о 111 различных валютах на промежутке 20.06.1994 – 09.02.2001 гг. Для анализа использовались модели векторной авторегрессии (Vector Autoregression, VAR) и модели векторной авторегрессии в структурной форме (Structural Vector Autoregression, SVAR). Для анализа длительного эффекта шока потока заявок на цену активов строилась функция импульсного отклика (impulse response function). Авторами было установлено, что потоки заявок, которые определялись как разность между сделками на покупку и сделками на

продажу, и цены валют положительно скоррелированы между собой, однако при переходе к долгосрочным горизонтам статистически значимого эффекта потока заявок на ценовые изменения валют не было обнаружено.

Исследование (Marsh, O'Rourke, 2005) проводилось на трех валютных парах на временном горизонте 01.08.2002 – 29.07.2004 гг. Под потоком заявок понималась дневная разность заявок на покупку и продажу. Авторы оценили модель без использования лагированных значений и выявили положительный статистически значимый эффект потока заявок на цены пар евро/доллар США, фунт/доллар США, а для пара йена/доллар США статистически значимого эффекта не наблюдалось.

Отметим, что в эмпирических работах изучалась не только объясняющая способность потока заявок, но и его прогнозная сила. В исследовании (Nolte, Nolte, 2014) рассматривалось поведение розничных (малых) инвесторов на валютном рынке, что является особенностью работы, как утверждают авторы, поскольку в их работе впервые были рассмотрены не крупные институциональные инвесторы, а малые, розничные. Анализ проходил на ценовых данных пары евро/доллар США за период 06.10.2003 – 14.05.2004 гг. Следует обратить внимание, что в исследовании использовались различные типы заявок: рыночные, лимитные, stop-loss и take-profit. Для каждого типа заявок рассчитывалась разность для каждой временной частотности. В качестве прогнозного бенчмарка использовалась модель белого шума, в качестве метрики прогнозного качества использовалось среднеквадратичное отклонение (Root Mean Square Error, RMSE). Модели с включением потока заявок специфицировались с помощью информационного критерия Шварца. По результатам работы было установлено, что модели с включением потока заявок имеют лучшую прогнозную силу, чем модель белого шума на временной частотности данных до двадцати минут. Модели с включением рыночных заявок смогли показать лучшую прогнозную способность только на

частотности данных до четырех минут. Этот результат рознится с тем, что получили авторы на рынке криптовалют.

Далее перейдем к анализу работ, проделанных на фондовых рынках. На фондовых рынках проводились исследования по анализу влияния потока заявок на цены акций, при этом использовались более сложные методы формализации OF, чем разность между заявками на покупку и продажу (Chordia, Roll, Subrahmanyam, 2002). Также заметим, что на рынках акций исследовалось влияние OF не на цену акций, а на их волатильность (Brandt, Kavajecz, 2003). Отметим, что похожие работы не проводились ни на рынке FX, ни на рынке криптовалют. По результатам исследований, поток заявок оказывать положительный статистически значимый эффект как на цены, так и на волатильность акций. Также заметим, что дисбаланс в потоке заявок вносит значительный эффект на изменение доходности облигаций (Brandt, Kavajecz, 2003). Остановимся подробнее на работах, которые проводились на фондовых рынках разных стран.

В работе (Chordia, Roll, Subrahmanyam, 2002) был изучен американский рынок акций из S&P500 за период 1988 - 1998 гг. Для анализа OF использовались следующие переменные: разница между количеством заявок на покупку и количеством заявок на продажу в день t . и общее количество транзакций в день t . В регрессионную модель были включены 5 лагов как в доходности индекса, так и в потоке заявок. Были оценены две спецификации модели: с включением только разницы между количеством заявок на покупку и количеством заявок на продажу в день t , а в другой спецификации модели данный показатель взвешивался на общее количество заявок в день t . В результате был выявлен положительный статистически значимый эффект несбалансированности OF на изменение доходности акций. Соответствующий эффект увеличивается при увеличении разницы между типами заявок. Заметим, что в работе не был осуществлён подбор лагов, основанный на исследуемых данных, а также не был учтен объем рыночных заявок.

Работа (Foucault, Sraer, Thesmar, 2011) проводилась на данных французского рынка акций за период 09.1998 – 09.2002 гг. Данное исследование выделяется тем, что исследует влияние потока заявок не на сами цены акций, а на изменение их волатильности. Под потоком заявок в данном исследовании понималось количество покупок и продаж для розничных инвесторов в выборке, которое нормировалось на количество акций, находящихся в обращении на акцию i в месяце t . По результатам работы было установлено, что существует положительная статистически значимая зависимость между розничной торговой активностью и идиосинкразической волатильностью. В частности, увеличение числа сделок со стороны розничных инвесторов на одно стандартное отклонение связано с увеличением волатильности, которое составляет примерно одну треть от стандартного отклонения волатильности доходности акций в выборке.

Следует отметить, что анализ потока заявок проводился и на рынке облигаций. Так, в работе (Brandt, Kavajecz, 2003) исследуется влияние потока заявок на кривую доходности государственных облигаций США. Исследование проводилось на временном периоде с 01.1992 – 12.1999 г. Данная работа примечательна не только тем, что проводит анализ на рынке облигаций, но еще и включает переменную ликвидности, как фактор изменения кривой доходности. Для анализа использовалась модель типа векторной авторегрессии (Vector Autoregression, VAR) с включением показателей ликвидности и потока заявок. По результатам исследования было установлено, что дисбаланс потока заказов может составлять до 26 процентов ежедневных изменений в доходности в дни без крупных макроэкономических объявлений. Влияние потока заявок на доходность является постоянным и наиболее сильным при низкой ликвидности.

Постановка исследовательского вопроса

Резюмируя выводы предыдущих исследований, заметим, что исследования потока заявок происходит на различных рынках и выводы, полученные по результатам исследований, также разнятся. Так, на валютном рынке эффект потока заявок на изменение цен валютных пар был либо положительным и статистически значимым (Evans, Lyons 2002b), либо статистически значимого эффекта выявлено не было (Evans, 2002). На рынке криптовалют эффект потока заявок был статистически значимым или положительным (Silantsev, 2019), или отрицательным (Bianchi, Dickerson, 2020). Также следует заметить, что нет единого способа формализации потока заявок. OF как более простыми способами, как в (Froot, Ramodani, 2005), где поток заявок представляется как разность между заявками на покупку и заявками на продажу, выставленных за определённое время, так и более сложным. В работе (Silantsev, 2019) OF формализуется как произведение количества заявок и их цен.

Методология определения OF или регрессионного анализа может быть впервые использована на одном рынке, а в будущем переведена на другой, как в случае с работами (McIntyre, Harjes, 2016) и (Evans, Lyons 2002a). Некоторые авторы объясняют свои полученные результаты, используя выводы более ранних работ, сделанных на других рынках (Bianchi, Dickerson, 2020). Заметим, что авторы предпринимали попытки расширить анализ потока заявок путем добавления контрольных переменных. В одних случаях контрольные переменные, такие как макроэкономические показатели, никак не улучшали качество моделей (McIntyre, Harjes, 2016), в других была выявлена связь потока заявок и контрольных переменных, но совокупных эффект на цену актива был незначителен (Rime, Sarno, Sojli, 2010). Отметим, что наиболее разнородные результаты были получены на рынке валют. Также следует отметить, что одним из главных факторов, влияющим на значимость

эффекта потока заявок на цену актива, является частотность данных. В работах (Froot, Ramodani, 2005) и (Berger и др., 2008) было установлено, что по мере уменьшения частотности данных падает объясняющая способность моделей, схожий результат был получен и на рынке криптовалют в работе (Silantuev, 2019). Проблема невключения объема заявок в качестве части OF встречается во многих статьях, например в (Evans, Lyons, 2002) и в (Chordia, Roll, Subrahmanyam, 2002).

Главным исследовательский вопрос текущей работы заключается в том, существует ли взаимосвязь между потоком рыночных заявок и изменением цен криптовалютных пар. При этом в работе рассмотрено четыре способа формализации потока заявок с учетом объема и без него. Таким образом, различные способы формализации OF позволяют оценить какие элементы потока заявок лучше оказывают больший эффект на изменение цен криптовалютных пар.

Криптовалюта является принципиально новым классом актива, о которого нет фундаментальной стоимости, как у акций, и отсутствуют детерминированные финансовые платежи, как в случае с облигациями. В то же время цифровые валюты это и не производные финансовые инструменты, цена которых зависит от изменения цены базового актива. Такие особенности актива накладывают явные ограничения на его анализ. Поскольку невозможно использовать ничего кроме самой цены криптовалюты и потока заявок. Отметим, что в текущем исследовании будет делаться упор на различную частотность данных и различные способы формализации OF, также в связи с ограничением по предоставленным данным нет возможности увеличить временной горизонт наблюдений. В работе рассматривается большое количество порядков агрегации данных рыночным заявкам, чем в описанных ранее исследованиях. Использование макроэкономических переменных, например, процентных ставок на более частотных данных, чем дневные, технически сложно реализовать. Кроме того, включение макроэкономических

показателей, таких как процентные ставки по фиатным валютам не продемонстрировало каких-либо статистически значимых результатов в предыдущих исследованиях (McIntyre, Harjes, 2016).

В работе используется регрессионный анализ, а именно будут построены авторегрессионные модели распределенных лагов (Autoregression Distributed Lag, ADL), при этом используются данные исключительно по заявкам, сделанным по рыночной цене. Лимитные ордера и отмененные ордера не учитываются. Такое ограничение также связано со структурой предоставленных данных и тем, что лимитные заявки содержат избыточную информацию: лимит-ордера могут быть по итогу отменены или меняться в течение времени, что может привести к потере статистической значимости эффекта OF на цену (Silantyev, 2019).

Методология исследования

В текущей работе рассматривалось 4 варианта представления потока заявок OF: с использованием количества рыночных заявок – показатели NOO (Net Open Orders) (1) и NOV (Net Open Volume) (2) и объема рыночных заявок – показатели NOOR (Net Opened Orders Ratio) (3) и NOVR (Net Open Volume Ratio) (4). По аналогии с работой (Evans, Lyons, 2002), сначала было рассчитано чистое количество заявок NOO, как:

$$\text{Net open orders}_i = \sum_{i=1}^N \text{buy trades}_i - \sum_{i=1}^N \text{sell trades}_i, \quad (1)$$

где:

$\sum_{i=1}^N \text{buy trades}_i$ – количество сделок на покупку;

$\sum_{i=1}^N \text{sell trades}_i$ – количество сделок на продажу;

i – номер заявки, принимает значения от 1 до N ;

N – количество сделок, совершенных за временной промежуток времени t

Далее проводился расчет показателя чистого объема NOV следующим образом:

$$\text{Net open volume}_i = \sum_{i=1}^N \text{buy volume}_i - \sum_{i=1}^N \text{sell volume}_i, \quad (2)$$

где:

buy volume – объем заявок на покупку;

sell volume – объем заявок на продажу;

Основная проблема заключается в том, что чистые открытые ордера и чистый объем зависят от количества и структуры открытых заявок. Следовательно, временные ряды могут иметь непостоянное стандартное отклонение и нарушать условия стационарности. Стационарность является

основным допущением в анализе временных рядов. Эту проблему можно решить, введя еще два показателя для OF: отношение чистых объемов торговых заявок NOVR (3) и отношение чистых объемов NOOR (4):

$$\text{Net open orders ratio} = \frac{\text{NOO}}{\sum_{i=1}^N \text{buy trades}_i + \sum_{i=1}^N \text{sell trades}_i}, \quad (3)$$

$$\text{Net open volume ratio} = \frac{\text{NOV}}{\sum_{i=1}^N \text{buy volume}_i + \sum_{i=1}^N \text{sell volume}_i}. \quad (4)$$

Все описанные выше показатели рассчитывались для обеих рассматриваемых пар (BTCUSD и BTCCHF) на момент времени t , где t зависит от уровня агрегации от 4-х до 24-х часов с 4-х часовым шагом.

Исследуемые в работе данные с тиковой частотности агрегировались к 4-х часовому таймфрейму. Все дальнейшие шаги проводились на частотности данных от 4-х часов до одного дня с шагом в 4 часа. Таким образом, производился анализ эффекта временной частотности котировок на объясняющие способности потока заявок при исследовании влияния на изменение цен криптовалют.

Перед построением уравнений регрессии для всех переменных проводился расширенный тест Дики-Фуллера (Augmented Dickey-Fulle, ADF test) с применением процедуры Доладо, Дженкинса и Сосвилла-Риверо, по результату которой была использована спецификация без константы и тренда. Результаты ADF теста представлены в Табл. 3 в следующем разделе работы. Следует так же отметить, что ценовые ряды криптовалютных пар не стационарны. Для того чтобы добиться стационарности зависимой переменной в работе применяется метод дифференцирования временного ряда. Такое действие необходимо для получения более точных оценок, однако может привести к потере объясняющей способности моделей. В дальнейшем все эмпирические результаты будут интерпретироваться в контексте изменения цен.

В работе были рассмотрены четыре спецификации авторегрессионной модели распределённых лагов (Autoregressive Distributed Lags, ADL) для всех 4-х вариантов представления потока заявок: NOO (1), NOV (2), NOOR (3) и NOVR (4). Все модели оценивались с помощью метода наименьших квадратов. Всего в работе было оценено 48 моделей для двух криптовалютных пар, четырех OF переменных и шести уровнях агрегации. Таким образом, спецификация ADL модели в текущем исследовании выглядит следующим образом:

$$\Delta y_t = \beta_0 + A_p^y(L) * \Delta y_t + B_q^x(L) * x_t^{OF} + \varepsilon_t \quad (5)$$

где:

Δy_t – абсолютное изменение цены криптовалютной пары между периодами t и $t-1$;

β_0 – константа;

$A_p^y(L)$ – лагированный полином, который используется при показателе изменения цены, который специфицируется следующим образом:

$$A_p^y(L) = A_1 * L_1 + \dots + A_p * L_p,$$

где:

p - количество лагов;

$B_q^x(L)$ - лагированный полином, который используется при показателе потока заявок, который специфицируется следующим образом:

$$B_q^x(L) = B_1 * L_1 + \dots + B_q * L_q, \text{ где } q - \text{ количество лагов};$$

x_t^{OF} – поток заявок, который представлен одним из 4-х вариантов: NOO, NOV, NOOR, NOVR;

ε_t – белый шум,

t – временной интервал агрегации данных, от четырех до двадцати четырёх часов.

Выбор количества лагированных значений для цен и для всех 4-х показателей потока заявок осуществлялся по модифицированному информационному критерию Акаике (Modified Akaike Information Criterion, MAIC). Выбор данного критерия обусловлен тем, что в работе (Ng, Perron, 2001) было показано, что MAIC лучше оценивает количество лагов, чем обычный информационный критерий Акаике и информационный критерий Шварца. Во всех представленных ниже эмпирических результатах используются робастные стандартные ошибки коэффициентов в форме Ньюи-Уеста, устойчивые к гетероскедастичности и автокорреляции остатков.

Данные и их предварительный анализ

Данные, используемые в текущем исследовании, предоставлены напрямую европейской криптовалютной биржей X. В рамках соглашения о неразглашении информации (Non Disclose Agreement, NDA) название биржи не может быть разглашено. Однако отметим, что данная биржа входит в первые 30 бирж по ликвидности, согласно крупному агрегатору данных рынка криптовалют – www.coinmarketcap.com.

Всего в выборку вошли шестнадцать валютных пар, в которых первая – криптовалютная, вторая – фиатная. В работе рассматриваются такие криптовалюты как Bitcoin, Ethereum, Ripple, Bitcoin cash и Litecoin. В качестве вторых валют в паре выступают доллар США, евро, японская йена, швейцарский франк и английский фунт стерлингов. Таким образом, начальная выборка состояла из шестнадцати валютных пар: биткоин/доллар США (BTCUSD), биткоин/евро (BTCEUR), биткоин/швейцарский франк (BTCCHF), эфириум/евро (ETHEUR), эфириум/швейцарский франк (ETHCHF), биткоин кэш/швейцарский франк (BCHCHF), лайткоин/швейцарский франк (LTCCHF), эфириум/доллар США (ETHUSD), лайткоин/доллар США (LTCUSD), риппл/доллар США (XRPUSD), риппл/евро (XRPEUR), биткоин/фунт стерлингов (BTCGBP), риппл/швейцарский франк (XRPCHF), эфириум/фунт стерлингов (ETHGBP), биткоин кэш/доллар США (BCHUSD), биткоин/японская йена (BTCJPY). Временной период исследования составил 10.10.2018 – 27.11.2019 гг. Изначально данные имели тиковую частотность, т.е. в выборке была отражена каждая совершенная сделка. Таким образом, начальная частотность данных зависит от торгуемой криптовалютной пары. Отметим, что все данные агрегировались с 4-х часовым шагом от 4-х часов до дня, по аналогии с работой (Berger et al., 2008). такая агрегация позволяет проследить возможный различный эффект изменения потока заявок на цену криптовалютной пары.

В Табл. 1 представлены описательные статистики цен криптовалютных пар, объемов сделок по первой валюте в паре и объемов сделок по второй валюте в паре. Отметим, что значения объемов могут быть отрицательными в силу структуры предоставленных данных. Если совершалась сделка на покупку пары биткоин/доллар США, то объем биткоинов отображался с отрицательным знаком, а объем долларов США с положительным знаком. Такая запись объясняется тем, что выборка предоставлена со стороны биржи, а не со стороны торгующих на ней инвесторов. Отметим, что среднее значение цены больше своего медианного значения, что свидетельствует о смещении распределения в правую сторону, также это говорит о том, что цены скорее росли, чем падали. Это может отразиться на смещении финальных результатов моделирования ценовых изменений. При переходе к первым разностям средний и медианный прирост цены для всех валютных пар стремится к нулю и статистически незначим.

Заметим (см. Табл. 1), что наиболее волатильной оказалась пара биткоин/японская йена. Это может свидетельствовать о том, что на этой паре торги ведутся крупными и более редкими заявками, чем на остальных рассматриваемых инструментах. Следует отметить и высокую концентрацию рынка, поскольку совокупный объем сделок по паре биткоин/японская йена составил около 20 млрд, а у второй по торгуемости пары биткоин/доллар США совокупный объем сделок за весь рассматриваемый временной горизонт составил 12 млрд, что на порядок меньше, чем у пары биткоин/японская йена. Для сравнения совокупный объем по пятой паре – биткоин/британский фунт составил около 2 млрд. Все объемы рассчитаны в долларах США с учетом средневзвешенного курса за всю выборку. Курс доллара также был предоставлен биржей в исследуемой выборке, который находился на уровне между 58 и 64 за рубль.

Таблица 1

Описательные статистики цен и объемов криптовалютных пар

Название пары	Среднее значение			Стандартное отклонение			Максимальное значение			Минимальное значение		
	Цена	Объем 1-й валюты	Объем 2-й валюты	Цена	Объем 1-й валюты	Объем 2-й валюты	Цена	Объем 1-й валюты	Объем 2-й валюты	Цена	Объем 1-й валюты	Объем 2-й валюты
BCHCHF	286.0504	97.2713	107.5835	145.3144	1449.454	1231.66	618.959	24858.9	19767.4	85	-19979.6	-14936.1
BCHUSD	291.3865	4.683832	1.517037	141.4289	1100.329	1197.056	633.373	10673.18	10325.84	74.296	-10997.7	-10439.3
BTCCHF	7067.611	78.82965	60.97	2909.861	2663.109	2710.072	13547.52	69920.65	54060.79	3127.325	-52022.4	-39827.7
BTCEUR	5505.958	191.7247	139.9322	2582.078	2141.087	1991.161	12271.98	32254.89	31497.41	2789.187	-40110	-28061
BTCGBP	6023.416	-20.5755	-30.6971	2217.599	1265.838	1465.574	10800.3	17667.38	18999.05	2544.253	-24931.5	-20508.5
BTCJPY	680757.9	-1840.15	1827.627	293376.4	72461.49	34566.42	1443556	123011.7	136682.9	358251.4	-1933701	-305323
BTCUSD	6414.574	40.59189	61.68605	2703.349	3218.212	2865.418	13779.21	83626.11	63483.91	3133.831	-56185.9	-56000
ETHCHF	163.6746	15.57503	89.0522	53.96398	1619.584	1908.083	353	24804.59	42202.51	81.6	-37350	-36900
ETHEUR	150.136	51.73499	45.73511	54.32446	786.923	823.9779	312.1863	9989.102	15039.9	72	-7727.55	-17993.9
ETHGBP	133.1726	12.63304	-2.34907	40.66725	342.4743	317.1284	278.2727	3309.122	3221.872	65.41235	-8035.25	-5293.63
ETHUSD	164.2441	0.658219	-4.3042	56.9861	1040.878	1311.683	359.8073	16136.79	29730.42	81.31	-25768.2	-38564.2
LTCCHF	63.06255	10.97339	15.3744	28.54057	297.4109	479.4398	139.5698	5752.583	6184.498	22.5	-6660.42	-7251.72
LTCUSD	47.19277	42.03125	-4.64206	24.32935	1134.449	1346.584	145	16266.78	16185.55	22.33764	-21069	-21069.6
XRPCHF	0.339227	-246.447	-161.781	0.056994	1533.734	1591.08	0.50997	7666.549	9062.1	0.21	-8000	-10000
XRPEUR	0.288271	-187.902	-184.041	0.053955	1272.451	1189.401	0.44866	6000	3846	0.19	-10000	-10000
XRPUSD	0.38246	-57.44	-41.5329	0.058577	1165.623	1088.832	0.54845	10000	10000	0.21	-10000	-10000

Из Табл. 1 также видно, что показатели NOO, NOV, NOOR и NOVR для большинства валютных пар в первоначальной выборке характеризовались крайне слабой дисперсией, что могло привести к отсутствию статистически значимого эффекта потока заявок на изменения цен криптовалютных пар. По этой причине в исследуемую выборку были включены те валютные пары, у которых показатели NOO и NOV имели наибольшее стандартное отклонение (см. Табл. 2), чтобы обеспечить достаточный уровень вариации в данных.

Таблица 2

Стандартное отклонение NOO для всех криптовалютных пар

NOV				NOO			
BTCUSD	BTCEUR	BTCCHF	ETHEUR	BTCUSD	BTCEUR	BTCCHF	ETHEUR
15448	8343.74	11993	1934.1	9.532	3.42	4.560	2.33
BCHCHF	ETHCHF	LTCCHF	ETHUSD	BCHCHF	ETHCHF	LTCCHF	ETHUSD
3489.2	7358.7	648.33	4047.3	1.8715	4.38	2.28	3.88
LTCUSD	XRPUSD	XRPEUR	BTCGBP	LTCUSD	XRPUSD	XRPEUR	BTCGBP
3664.1	3508.2	1906.3	5214.2	2.847193	3.6972	2.26	9.89
XRPCHF	ETHGBP	BCHUSD	BTCJPY	XRPCHF	ETHGBP	BCHUSD	BTCJPY
2384.3	1263.3	2500.2	232936	1.94	2.04	2.109	2.27

Как видно из Табл. 2, наибольшее стандартное отклонение показателя NOO было у пары BTCGBP, которое составило 9.89. Для NOV максимальное стандартное отклонение, равное 1533, показала пара BTCJPY. На втором и третьем месте для обоих показателей пары BTCUSD и BTCCHF, поскольку биткоин является первой (Carrick, 2016) и наиболее известной (Kristoufek, 2013) криптовалютой, было принято решение провести исследование на двух вышеописанных парах. Таким образом, в исследуемую выборку были включены пара биткоин/доллар США (BTCUSD) и биткоин/швейцарский

франк (BTCCHF). Стандартное отклонение, рассчитанное по всей выборке на дневном уровне агрегации данных, для BTCUSD равно 9.53 и 1544 для NOO и NOV соответственно. Стандартное отклонение для BTCCHF составляет 4.56 для NOO и 1199 для NOV.

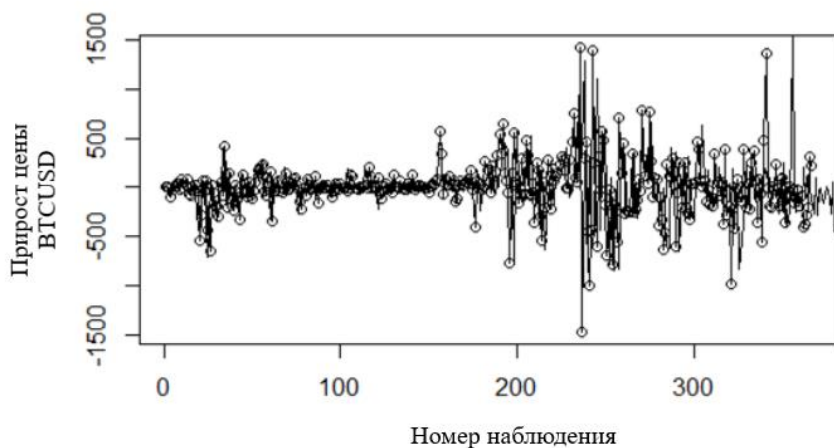


Рис.1. График прироста цен пары BTCUSD на дневной частоте данных

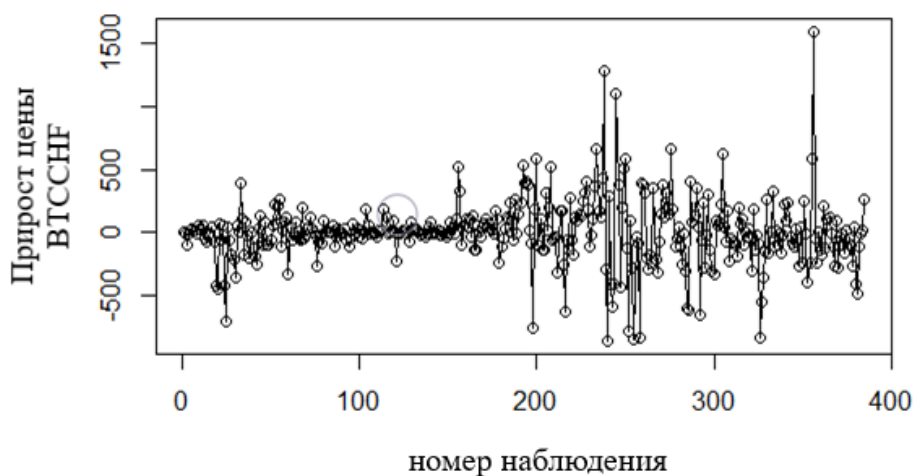


Рис.2. График прироста цен пары BTCCHF на дневной частоте данных

На Рис. 1 и Рис. 2 представлены графики прироста цен двух рассматриваемых пар, они демонстрируют наблюдать схожие паттерны поведения. Резкое увеличение изменение прироста цен объясняется тем, что в период начала 2019 г. на рынке криптовалют начался бурный рост. Он может быть объяснен началом торговой войны между США и Китаем, также на тот

рост мог повлиять тот факт, что один из крупнейших инвестиционных банков - JP Morgan - объявил в тот момент о своих планах запустить собственную криптовалюту. Также следует отметить, что биржи создали возможность проводить размещение криптовалют сразу на торговых площадках (Initial Exchange Offering, IEO), что увеличило интерес к рынку в целом. Однако следует заметить, что стандартное отклонение прироста цены BTCCHF равно 258.39, а у BTCUSD стандартное отклонение равно 282.06. Это может быть объяснено тем, что BTCUSD более торгуемая валютная пара (общее число совершенных сделок составляет 8035), чем BTCCHF (совокупное количество совершенных сделок равно 6140). Заметим, что большее количество индивидуальных инвесторов создают бурный рост или сильные падения, поскольку их решения об инвестициях в основном принимаются на основе новостных публикаций по активу (Malkie, 2003). Все рассматриваемые процессы, включая цену криптовалютной пары были приведены к стационарным. Так, цена криптовалютных пар приводилась к стационарности с помощью взятия первой разности. В таблице 3 представлены результаты расширенного теста Дики-Фуллера без константы и тренда.

Таблица 3

Рассчитанная статистика Дики-Фуллера со спецификации без константы и тренда

	BTCUSD	BTCCHF
прирост цены	-8.43	-8.99
NOO	-15.46	-14.03
NOOR	-4.68	-6.01
NOV	-5.52	-7.47
NOVR	-4.18	-3.04

Критическое значение статистики Дики-Фуллера для значимости в 1% при спецификации без константы и тренда равно -2.58 при выборке,

стремящейся к бесконечности. Таким образом, результаты теста не дают оснований полагать, что рассматриваемые процессы имеют единичные корни. Таким образом, переход к первой разности для цен криптовалютных пар приводит временной ряд к стационарному.

Эмпирические результаты

Результаты оценивания ADL моделей для двух рассматриваемых пар на уровнях агрегации данных от 4-х часовой до 24-х часовой с 4-х часовым шагом представлены в Приложении 1-6. С учетом двух рассматриваемых пар, четырех OF переменных и шести уровней агрегации данных общее число оцениваемых моделей равно 48. Максимальное количество возможных лагированных значений прироста цены и показателей, характеризующих поток заявок, в регрессионных моделях равен 10. Такое ограничение было наложено, чтобы избежать возможной перепараметризации моделей. Заметим, что из 48 моделей число моделей с 10-ю лагированными значениями показателей потока заявок составляет пятнадцать, т.е. 31.13% от всех оцененных моделей. Стоит отметить, что не наблюдается явная закономерность количества лагов с уровнем агрегации данных, однако заметим, что чаще всего 10 лагированных значений имеет показатель NOVR.

Рассмотрим эффект потока заявок на примере пары BTCUSD для переменной NOV на уровне агрегации данных в 24 часа, представленный в Табл. 4.

Результаты регрессионного анализа для пар BTCUSD и BTCCHF на 24-х
часовой частотности данных

	BTCUSD				BTCCHF			
	NOO	NOOR	NOV	NOVR	NOO	NOOR	NOV	NOVR
Константа	2.590 (14.7)	-0.749 (14.46)	4.130 (15.51)	11.892 (21.26)	1.894 (12.51)	0.477 (12.7)	2.649 (13.35)	8.59 (23.71)
Xt	0.732 (1.5)	8.679 (26.21)	0.002* (0.001)	74.72*** (18.75)	6.977* (4.16)	-23.17 (20.35)	-0.0001 (0.001)	52.478*** (14.13)
Xt-1	1.423 (1.2)	28.276 (29.01)	0.0003 (0.001)	24.36 (19.14)	-3.033 (2.97)	-2.17 (22.6)	0.002* (0.001)	24.361 (15.93)
Xt-2	-0.764 (1.2)	30.015 (30.94)	0.0009 (0.001)	10.87 (17.6)		2.308 (24.86)	-0.0007 (0.001)	-25.6 (16.68)
Xt-3	-1.383 (0.8)	43.861 (33.05)	0.001* (0.001)	-18.04 (17.89)		59.798** (29.07)	-0.001* (0.0008)	-15.96 (15.86)
Xt-4	2.943 (1.9)	1.574 (36.4)	0.0004 (0.001)	-16.06 (18.9)		-0.062 (20.74)		5.101 (18.19)
Xt-5		-5.003 (32.5)	-0.002 (0.001)	-29.241 (21.4)		42.17** (20.77)		9.73 (17.07)
Xt-6		-21.150 (33.47)	0.0005 (0.001)	12.096 (20.76)		29.578 (25.2)		-9.29 (15.99)
Xt-7		-10.23 (35.83)	0.0006 (0.001)	4.199 (19.6)		-1.77 (22.73)		-10.24 (15.05)
Xt-8		-8.029 (34.6)	-0.002** (0.0009)	-3.934 (19.13)				-21.82 (15.85)
Xt-9		25.052 (27.05)		8.907 (18.3)				1.656 (16.04)
Xt-10				-20.438 (18.22)				8.56 (17.04)
Yt-1	0.147 (0.1)	0.137 (0.1)	0.105 (0.097)	0.09 (0.1)	0.299*** (0.07)	0.305*** (0.07)	0.311*** (0.07)	0.29*** (0.07)
Yt-2	-0.109 (0.008)	-0.124 (0.08)	-0.107 (0.077)	-0.151* (0.08)	-0.219*** (0.07)	-0.24*** (0.06)	-0.215*** (0.06)	-0.21*** (0.069)
Yt-3	0.0747 (0.006)	0.0886 (0.06)	0.0452 (0.061)	0.068 (0.06)	0.159* (0.06)	0.16** (0.06)	0.144** (0.06)	0.16** (0.064)
Скорректированный R ²	0.0512	0.045	0.093	0.093	0.13	0.13	0.132	0.158

Примечание: *** - коэффициент значим на 1% уровне значимости, ** - на 5%, * - на 10%, в скобках указаны робастные стандартные ошибки в форме Ньюи-Уеста. Y - прирост цены, X - значение переменной OF, t - индекс времени.

Как видно из Табл. 3, был выявлен статистически значимый положительный мгновенный эффект для пары BTCUSD при переменной NOV на уровне значимости в 10%, также был обнаружен положительный статистически значимый эффект на уровне 10% на третьем лаге, однако стоит заметить, что на восьмом лаге при той же переменной выявлен отрицательный

статистически значимый эффект (на уровне значимости 5%). При этом заметим, что совокупный эффект всех значимых коэффициентов остался положительным. Заметим, что наиболее часто статистически значимый эффект для обеих рассматриваемых пар и для всех четырех вариантов представления OF на изменение цен криптовалютных пар показывал мгновенный эффект – показатель потока заявок в момент времени t , т.е. без лага. Так, общее количество моделей со статистически значимым коэффициентами при мгновенном эффекте составило 19 из 48 оцениваемых моделей. В силу формы расчета показателей поток заявок, где из количества заявок на покупку или из их объема вычиталось количество заявок на продажу или их соответствующий объем (NOO, NOV), ожидалось получить статистически значимые положительные эффекты. Однако стоит отметить, что на всех уровнях агрегации данных встречалось статистически значимое отрицательное влияние потока заявок на изменения цен криптовалютных пар. Так, отрицательные статистически значимые коэффициенты обнаружены в модели для пары BTCUSD на 16-ти часовом уровне агрегации данных для переменной NOVR. На 6-м лаге коэффициент был равен -31.26 (на уровне значимости в 5%), а на 8-м лаге соответствующий коэффициент был равен -27.5. Поэтому для более точного анализа, для каждой модели, имеющей хотя бы один отрицательный статистический значимый показатель при переменной потока заявок, были рассчитаны динамические долгосрочные мультипликаторы (ДДМ). Данные эффекты представляют собой сумму всех статистически значимых показателей при переменных потока заявок. Таким способом можно оценить вектор долгосрочного влияния потока заявок на цены криптовалютных пар. На Рис. 1 представлен график для обеих рассматриваемых пар и показателя NOVR на уровне агрегации данных в 12 часов.

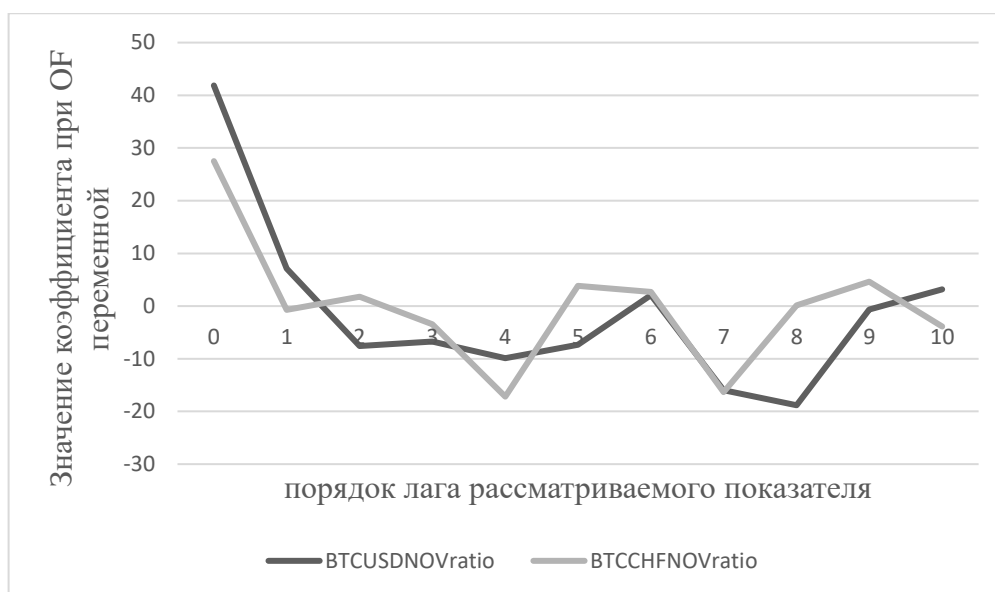


Рис.1. График показателей при NOVR на 12-ти часовой частотности данных

Как видно из Рис. 1, динамический эффект падает по мере увеличения номера лага при потоке заявок, представленном как NOVR. В данной спецификации статистически значимыми были показатели на нулевом лаге для обеих пар, для пары BTCCHF также был статистически значим эффект при коэффициентах на 4-м и 7-м лаге. Таким образом, мгновенный эффект является доминирующим среди остальных. Заметим, что ДДМ для пары BTCCHF положительный, что говорит о том, что мгновенный эффект перекрывает динамические эффекты на больших лагах.

Как видно в Приложении 1 - 5, отрицательные статистически значимые эффекты были выявлены в моделях для пары BTCUSD на уровнях агрегации данных на уровне в 4, 8, 16 часов, и 24 часа. Для пары BTCCHF - на уровнях агрегации 4, 12 часов и 24 часа. Заметим, что в случае, если в модели был только один статистически значимый коэффициент при потоке заявок (NOO, NOOR, NOV или NOVR) и он был отрицательным, ДДМ также считался. Если все статистически значимые эффекты были прямыми и сонаправленными, то ДДМ не рассчитывался, поскольку долгосрочное влияние потока заявок на изменения цен уже положительное.

Теперь детально рассмотрим динамический долгосрочный мультипликатор для моделей, которые соответствуют критериям, описанным выше. Сначала рассчитаем ДДМ для пары BTCUSD. На 4-х часовой частотности ДДМ при показателе NOV равен 0.00014, на 8-ми часовой частотности при NOVR он равен 15.54, на 16-ти часовом уровне агрегации при то же показателе ДДМ равен 14.22, а на агрегации в 24 часа при показателе NOV значение ДДМ составило 0.00222. Таким образом, в совокупности поток заявок оказывает на изменение цены пары BTCUSD прямое влияние, несмотря на некоторые отрицательные эффекты при показателях потока заявок. В отличие от BTCUSD пара BTCCHF показала отрицательный ДДМ на различных уровнях агрегации. На 4-х часовой агрегации при NOVR ДДМ равен -17.51, при 12-ти часовой агрегации ДДМ при том же показателе равен -6.04, на 24-х часовой частотности данных при показателе NOV ДДМ показал значение -0.00245. Такие отрицательные значения при показателях NOV и NOVR может быть объяснено различными мотивами инвесторов, что более подробно обсуждается в работе (Llorente et al., 2002). Графические иллюстрации эффектов при переменной, характеризующей поток заявок, для ряда моделей с наибольшим количеством лагов и при наличии хотя одного статистически значимого эффекта потока заявок на изменение цен криптовалютных пар, находятся в Приложении 7.

Заметим, что в во всех анализируемых регрессиях остатки имеют распределение отличное от нормального. Тест Харке — Бера на нормальность распределения показал $P_{\text{значение}}$, стремящееся к нулю. Также отметим, что в связи с ярко выраженной кластеризацией волатильности прироста цены рассматриваемых пар остатки моделей также имели непостоянную дисперсию.

Далее перейдем к описанию объясняющей способности построенных моделей. Как видно из Приложения 6, наибольший скорректированный коэффициент детерминации показала модель с показателем NOVR на

суточной частотности данных, он составил 0.158. Следует заметить, что объясняющая способность моделей растет по мере уменьшения частотности данных. Таким образом, наибольший скорректированный коэффициент детерминации выявлен на суточной агрегации данных для всех показателей потока заявок и рассматриваемых валютных пар. Отметим, что на суточной агрегации данных модели для пары BTCUSD показали меньшую объясняющую способность, чем для пары BTCCHF, это может объясняться более высоким уровнем волатильности пары BTCUSD. Заметим, что в целом, объясняющая способность моделей разнилась от 0.006 до 0.158, схожий порядок скорректированного коэффициента детерминации был получен в работе (Evans, 2002). В исследовании (Silantsev, 2019) наибольший скорректированный коэффициент детерминации был равен 0.7. Такое различие в результатах может быть объяснено тем, что в работе (Silantsev, 2019) был применен метод формализации потока заявок, который не использовался больше ни в одной работе на различных рынках. Также в работе (Silantsev, 2019) использовались более частотные данные, чем в текущей работе. Эти два фактора могли оказаться ключевыми в наличии разницы в объясняющей способности для моделей, оцененных в работе.

Таким образом, по итогу проведенного исследования был выявлен статистически значимый эффект потока заявок на изменение цен криптовалютных пар для всех вариантов представления OF. Следует также отметить, что показатель NOO обычно имеет меньшее количество лагов, чем у остальных рассматриваемых переменных. Наиболее часто наблюдалось от одного до двух лагов, заметим, что среднее количество лагов для обеих пар при переменной NOO составил 2.75. Для пары BTCCHF наблюдался отрицательный долгосрочный динамический мультипликатор для потока заявок при переменных NOV и NOVR, для пары BTCUSD такого эффекта не наблюдалось. Вместе с тем сложно выявить явную закономерность между переменными OF и количеством статистически значимых коэффициентов для

всех рассматриваемых показателей и уровней агрегации данных. Заметим, что сложно выделить способ представления OF, который был бы сильно предпочтительней других. Однако заметим, что модели с включением NOV имеют большую объясняющую способность, чем модели с NOO для обеих рассматриваемых пар. Также следует отметить, что в ряде регрессионных моделей долгосрочный динамический мультипликатор был отрицательным, что сложно объяснить не в контексте поведенческого аспекта инвестирования. В работе наибольшую объясняющую способность показали модели при дневной агрегации. В работах (Froot, Ramodani, 2005) и (Berger et al., 2008) при переходе к менее частотным данным объясняющая способность моделей снижалась. Это различие может быть объяснено структурой и поведением инвесторов. Также могло сказать то, что площадка, предоставляющая информацию, не занимает лидирующей позиций по показателям ликвидности и количеству совершаемых сделок. Таким образом, уменьшение частотности приводило к тому, что в больший уровень агрегации входило достаточное количество наблюдений для повышения точности моделей. Тогда как на более крупных площадках сделок совершается больше и при увеличении агрегации движение потока заявок и цен становятся более плавными, что и приводит к потере объясняющей способности моделей.

Заключение

Исследования влияние потока заявок на изменение цены актива проводятся на различных рынках, делящихся как по своей географии, так и по классу торгуемого актива. Заметим, что дисбаланс потока заявок по своей сути выражает несбалансированность между спросом и предложением на рынке. Согласно экономической теории, такой дисбаланс должен приводить к изменению цены актива. Однако существуют работы, проделанные на валютном рынке, в которых такой эффект обнаружен не был или был выявлен частично (Evans, 2002), (Marsh, O'Rourke, 2005), (Nolte, Nolte, 2014). Заметим, что на рынке криптовалюты были получены противоположные результаты. Так, в работе (Silantuev, 2019) был выявлен положительный значимый эффект потока заявок на изменение цен криптовалютных пар, в исследовании (Bianchi, Dickerson, 2020) наблюдался отрицательный значимый эффект потока заявок. Несмотря на то, что поток заявок отражает фундаментальную экономическую теорию спроса, не существует одного способа его измерения и формализации. Текущая работа была направлена на изучение влияние потока заявок на рынке криптовалют с учетом различных способов измерения потока заявок - чистые открытые заявки, чистый объем заявок, отношение чистых объемов торговых заявок и отношение чистых объемов.

Отметим, что рынок криптовалют интересен тем, что у него отсутствуют присущее классическим активам, таким как акции и облигации, факторы, объясняющие его стоимость. Иными словами, движение цен цифровых валют может быть объяснено прошлыми ценовыми движениями и поведенческим аспектом инвестирования. Включение потока заявок в регрессионную модель – это попытка расширить набор переменных, способных каким-либо образом объяснять изменения цен криптовалютных пар.

В текущей работе использовались данные о рыночных заявках и ценах за период 10.10.2018 – 27.11.2019 гг. с тиковой частотностью, напрямую предоставленные европейской биржей, чье название на разглашается в рамках соглашения о неразглашении информации. В работе проводился регрессионный анализ с использованием моделей распределённых лагов при различном уровне агрегации данных от 4-х до 24-х часов наблюдений. Также в исследовании использовались показатели объемов заявок, что не так часто используется в работах. Заметим, что формализация потока заявок происходила с использованием только рыночных заявок, все прочие виды были исключены. По итогу работы было оценено 48 моделей для двух криптовалютных пар: биткоин/доллар США и биткоин/швейцарский франк и четырёх переменных, отражающих поток заявок, и шести уровней агрегации данных. Начальная выборка состояла из шестнадцати пар, однако в дальнейшем была усечена до двух: биткоин/доллар США и биткоин/швейцарский франк, чтобы обеспечить наибольшую вариацию в исследуемых переменных, характеризующих поток заявок.

В результате регрессионного анализа был выявлен как положительный, так и отрицательный статически значимый эффект потока заявок на изменение цен обеих рассматриваемых пар криптовалютных пар. Однако заметим, что долгосрочный динамический мультипликатор был отрицательным только для пары BTCCHF и показателей NOV и NOVR. Также заметим, что для пары BTCUSD при переменной NOVR наблюдались как положительные, так и отрицательные статистически значимые коэффициенты на лагах уровня 8 и 10, что наблюдалось намного реже для пары BTCCHF. Следует отметить, что чаще всего наблюдался положительный статистически значимый эффект при мгновенных эффектах вне зависимости от способа представления потока заявок, пар или частотности данных. Также следует отметить, что объясняющая способность моделей растет по мере уменьшения частотности данных, при этом модели для пары BTCCHF имели большую объясняющую

способность на суточной агрегации при всех способах представления потока заявок, чем модели для пары BTCUSD. Это может быть объяснено более высоким уровнем волатильности цены для пары BTCUSD, чем для BTCCHF.

По результатам работы, максимальный скорректированный коэффициент детерминации (0.158) показала регрессионная модель с включением потока заявок в виде отношение чистых объемов торговых заявок для пары BTCCHF на суточной агрегации данных. Увеличение объясняющих способностей соответствующих регрессионных моделей является одним из дальнейших направлений в работе. Также заметим, что в некоторых спецификациях был выявлен отрицательный статистически значимый эффект потока заявок на изменение цены криптовалютных пар, который может быть объяснен только с точки зрения поведенческого аспекта инвестирования (Llorente и др., 2002). Следует заметить, что было выявлено статистически значимое влияние потока заявок на изменения цен криптовалютных пар. Однако заметим, что объясняющая способность моделей была невысока, что может являться направлением дальнейшей работы. Полученные результаты могут быть использованы биржей для корректировки своей стратегии на межбиржевом рынке. Поскольку, как было упомянуто ранее, рынок криптовалют имеет децентрализованную структуру и биржи могут заключать сделки на других площадках. Зная размер дисбаланса в потоке заявок, биржа может принять решение о докупке той или иной валютной пары, тем самым увеличить свою прибыль за счет разницы в курсовой стоимости криптовалютной пары.

Основное ограничение текущей работы связано со структурой предоставленных данных. Так, в исследовании не было возможности рассмотреть большой временной горизонт или добавить в рассмотрение лимитные заявки. Также следует отметить, что биржа, предоставляющая данные, не является лидирующей по уровню ликвидности, что наложило ограничение на рассмотрение более частотных данных. Например, с текущей

выборкой не было возможности рассмотреть частотность от минуты до часа, поскольку за такие короткие промежутки времени достаточное количество сделок не совершалось. Также заметим, что относительно малый уровень ликвидности биржи приводит к низкой вариации потока заявок. Таким образом, в дальнейшем планируется рассмотреть различные способы формализации потока заявок использованием лимитных и отмененных заявок, как в (Silantsev, 2019), также перейти к более высокой частотности данных, получить доступ к информации от более крупной торговой площадки или агрегировать данные с нескольких площадок, по аналогии с (Bianchi, Dickerson, 2020). Также планируется расширить выборку криптовалютными парами, с различными фиатными валютами, чтобы проследить возможные страные эффекты. Заметим, что возможно расширить исследование и путем включения в анализ макроэкономических показатели, с учетом более больших уровней агрегации данных о потоке заявок. Также возможно использование методов машинного обучения и нейросетевого моделирования и расширение будущей работы путем решения задачи прогнозирования ценовых изменений с помощью потока заявок.

Список использованной литературы

1. Bitmex com [Электронный ресурс] URL: <https://www.bitmex.com/app/index/.BVOL> (дата обращения 04.05.2020).
2. Coindesk com [Электронный ресурс] URL: <https://www.coindesk.com/900-20000-bitcoins-historic-2017-price-run-revisited> (дата обращения 03.05.2020).
3. CoinMarketCap com [Электронный ресурс] URL: <https://coinmarketcap.com/rankings/exchanges/liquidity/> (дата обращения 03.02.2020).
4. Macrotrends net [Электронный ресурс] URL: <https://www.macrotrends.net/2603/vix-volatility-index-historical-chart> (дата обращения 04.05.2020).
5. Alexander C., Dakos M. A critical investigation of cryptocurrency data and analysis //Quantitative Finance. – 2020. – Vol. 20. – No. 2. – Pp. 173-188.
6. Berger D. W. et al. Order flow and exchange rate dynamics in electronic brokerage system data //Journal of international Economics. – 2008. – Vol. 75. – No. 1. – Pp. 93-109.
7. Bianchi D., Dickerson A. Trading volume in cryptocurrency markets [Электронный ресурс] URL: https://papers.ssrn.com/sol3/Papers.cfm?abstract_id=3239670 (дата обращения 02.02.2020)
8. Bollerslev T., Domowitz I., Wang J. Order flow and the bid-ask spread: An empirical probability model of screen-based trading //Journal of economic dynamics and control. – 1997. – Vol. 21. – No. 8-9. – Pp. 1471-1491.
9. Brandt M. W., Kavajecz K. A. Price discovery in the US Treasury market: The impact of orderflow and liquidity on the yield curve //The Journal of Finance. – 2004. – Vol. 59. – No. 6. – Pp. 2623-2654.
10. Carrick J. Bitcoin as a complement to emerging market currencies //Emerging Markets Finance and Trade. – 2016. – Vol. 52. – No. 10. – Pp. 2321-2334.
11. Chordia T., Roll R., Subrahmanyam A. Order imbalance, liquidity, and market returns //Journal of Financial economics. – 2002. – Vol. 65. – No. 1. – Pp. 111-130.
12. Evans M. D. D. FX trading and exchange rate dynamics //The Journal of Finance. – 2002. – Vol. 57. – No. 6. – Pp. 2405-2447.
13. Evans M. D. D., Lyons R. K. Order flow and exchange rate dynamics //Journal of political economy. – 2002a. – Vol. 110. – No. 1. – Pp. 170-180.
14. Evans M. D. D., Lyons R. K. Informational integration and FX trading //Journal of International Money and Finance. – 2002b. – Vol. 21. – No. 6. – Pp. 807-831.

15. Foucault T., Sraer D., Thesmar D. J. Individual investors and volatility //The Journal of Finance. – 2011. – Vol. 66. – No. 4. – Pp. 1369-1406.
16. Froot K. A., Ramadorai T. Currency returns, intrinsic value, and institutional Investor flows //The Journal of Finance. – 2005. – Vol. 60. – No. 3. – Pp. 1535-1566.
17. Kristoufek L. BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era //Scientific reports. – 2013. – Vol. 3. – Pp. 3415-3422.
18. Llorente G, Michaely R., Saar G., Wang J . Dynamic volume-return relation of individual stocks //The Review of financial studies. – 2002. – Vol. 15. – No. 4. – Pp. 1005-1047.
19. Malkiel B. G. The efficient market hypothesis and its critics //Journal of economic perspectives. – 2003. – Vol. 17. – No. 1. – Pp. 59-82.
20. Marsh I. W., O'Rourke C. Customer order flow and exchange rate movements: is there really information content? //Cass Business School Research Paper. – 2005 – Pp. 1-35.
21. McIntyre K. H., Harjes K. Order flow and the bitcoin spot rate //Applied Economics and Finance. – 2016. – Vol. 3. – No. 3. – Pp. 136-147.
22. Menkhoff, L., Sarno, L., Schmeling, M., Schrimpf, A. Information flows in foreign exchange markets: Dissecting customer currency trades //The Journal of Finance. – 2016. – Vol. 71. – No. 2. – Pp. 601-634.
23. Ng S., Perron P. Lag length selection and the construction of unit root tests with good size and power //Econometrica. – 2001. – Vol. 69. – No. 6. – Pp. 1519-1554.
24. Nolte I., Nolte S. The information content of retail investors' order flow //The European Journal of Finance. – 2016. – Vol. 22. – No. 2. – Pp. 80-104.
25. Sadighian J. Deep Reinforcement Learning in Cryptocurrency Market Making [Электронный ресурс] URL: <https://arxiv.org/abs/1911.08647> (дата обращения 04.02.2020).
26. Silantsev E. Order flow analysis of cryptocurrency markets //Digital Finance. – 2019. – Vol. 1. – No. 1-4. – Pp. 191-218.
27. Rime D., Sarno L., Sojli E. Exchange rate forecasting, order flow and macroeconomic information //Journal of International Economics. – 2010. – Vol. 80. – No. 1. – Pp. 72-88.

Оценки параметров ADL моделей для пар BTCUSD и BTCCHF на 4-х
 часовой частотности данных

	BTCUSD				BTCCHF			
	NOO	NOOR	NOV	NOVR	NOO	NOOR	NOV	NOVR
Константа	0.721 (4.068)	0.86 (4.05)	1.417 (4.22)	4.87 (4.80)	0.591 (3.91)	0.82 (3.89)	1.565 (4.04)	2.782 (4.23)
Xt	0.106 (0.918)	-6.817 (5.09)	-0.0008 (0.001)	27.09*** (4.49)	3.808 (2.48)	0.236 (4.48)	-0.0001 (0.001)	-17.511*** (3.98)
Xt-1	-0.308 (0.8)	-3.078 (5.61)	-0.0001 (0.0009)	-4.224 (4.65)	2.247 (2.03)	11.122** (4.8)	0.0004 (0.007)	5.487 (4.11)
Xt-2	0.149 (0.79)		-0.0003 (0.001)	-3.347 (4.4)			0.0009 (0.007)	1.027 (4.26)
Xt-3	0.99 (1.01)		0.001** (0.0007)	5.729 (4.55)			0.0002 (0.007)	-0.592 (4.02)
Xt-4	-0.726 (1.256)		-0.0001 (0.0007)	3.452 (4.56)			0.0004 (0.005)	-2.343 (4.1)
Xt-5	0.561 (0.815)		0.0007 (0.0007)	6.155 (4.34)			0.0005 (0.006)	-4.848 (4.14)
Xt-6	1.967** (0.74)		-0.0002 (0.0005)	0.632 (4.48)			-0.0009 (0.007)	3.579 (4.26)
Xt-7	0.27 (0.61)		-0.0003 (0.0006)	-2.096 (4.57)			0.001 (0.007)	-2.464 (4.21)
Xt-8	-0.366 (0.51)		-0.001** (0.0006)	-1.921 (4.34)			0.0003 (0.007)	-0.968 (4.19)
Xt-9	-0.596 (0.77)		-0.0002 (0.0006)	13.372*** (4.42)			-0.0008 (0.005)	6.315 (4.29)
Xt-10			0.0004 (0.0007)	9.465** (4.59)				
Yt-1	0.148*** (0.045)	0.149*** (0.04)	0.146*** (0.045)	0.145*** (0.04)	0.076 (0.05)	0.082 (0.05)	0.083 (0.05)	0.087 (0.05)
Yt-2	-0.019 (0.064)	-0.021 (0.06)	-0.022 (0.064)	-0.03 (0.06)	0.048 (0.04)	0.049 (0.04)	0.051 (0.04)	0.051 (0.04)
Yt-3	0.015 (0.043)	0.016 (0.042)	0.0174 (0.041)	0.02 (0.04)	-0.012 (0.04)	-0.01 (0.04)	-0.0131 (0.04)	-0.015 (0.04)
Yt-4	-0.032 (0.051)	-0.031 (0.05)	-0.036 (0.05)	-0.027 (0.05)	-0.059 (0.04)	-0.059 (0.04)	-0.059 (0.04)	-0.061 (0.04)
Yt-5	-0.122*** (0.053)	-0.124* (0.05)	-0.135*** (0.05)	-0.12*** (0.05)	0.009 (0.04)	0.011 (0.04)	0.009 (0.04)	0.005 (0.04)
Yt-6	0.045 (0.047)	0.044 (0.046)	0.045* (0.04)	0.043 (0.04)	0.046 (0.04)	0.048 (0.04)	0.046 (0.04)	0.053 (0.04)
Yt-7					-0.018 (0.04)	-0.014 (0.04)	-0.015 (0.04)	-0.012 (0.04)
Yt-8					-0.026 (0.03)	-0.027 (0.03)	-0.018 (0.03)	-0.028 (0.03)
Yt-9					-0.06 (0.03)	-0.061 (0.04)	-0.061 (0.03)	-0.053 (0.03)
Yt-10								
Скорректированный R ²	0.04	0.044	0.05	0.079	0.02	0.02	0.0278	0.037

Примечание: *** - коэффициент значим на 1% уровне значимости, ** - на 5%, * - на 10%, в скобках указаны робастные стандартные ошибки в форме Ньюи-Уеста. Y - прирост цены, X - значение переменной OF, t- индекс времени.

Оценки параметров ADL моделей для пар BTCUSD и BTCCHF на 8-ми часовой частотности данных

	BTCUSD				BTCCHF			
	NOO	NOOR	NOV	NOVR	NOO	NOOR	NOV	NOVR
Константа	1.056 (6.47)	0.33 (6.46)	1.674 (6.7)	2.149 (6.46)	1.23 (5.66)	1.002 (5.61)	2.142 (6.14)	5.71 (7.23)
Xt	1.197 (0.83)	-13.367 (8.41)	0.0009 (0.001)	36.81*** (8.41)	6.73*** (2.89)	5.63 (7.38)	0.0004 (0.001)	20.354*** (6)
Xt-1	-0.056 (1.03)	2.268 (9.47)	-0.0003 (0.001)	2.33 (9.47)	0.56 (2.98)	1.824 (7.54)	0.001 (0.001)	5.595 (5.768)
Xt-2	0.78 (0.95)	2.521 (10.08)	0.001* (0.0009)	-6.28 (10.08)	-3.698 (1.94)		0.0008 (0.0006)	-0.678 (6.14)
Xt-3	-0.141 (1.71)	25.99** (9.82)	-0.0003 (0.0008)	-7.06 (9.82)	-0.72* (1.68)		0.001* (0.0007)	0.724 (5.9)
Xt-4	1.146* (0.67)	11.78 (10.19)		-8.979 (10.19)	-2.73 (3.68)		0.0003 (0.0005)	-3.362 (5.92)
Xt-5		12.28 (10.56)		2.38 (10.56)	-2.98 (2.35)		-0.0006 (0.001)	1.554 (6.19)
Xt-6		-4.088 (11.09)		3.2 (11.09)			-0.0001 (0.0008)	-10.129 (6.19)
Xt-7		-9.451 (10.76)		4.52 (10.76)			0.001* (0.0007)	20.842*** (6.59)
Xt-8		18.876* (10.24)		-7.77 (10.24)			-0.0006 (0.0007)	-7.71 (6.26)
Xt-9		9.414 (10.75)		8.17 (10.75)				-3.794 (6.4)
Xt-10		9.841 (9.9)		-21.27** (9.98)				-5.03 (6.33)
Yt-1	0.173*** (0.07)	0.167** (0.07)	0.177** (0.079)	0.16** (0.077)	0.212*** (0.05)	0.22*** (0.05)	0.224*** (0.058)	0.219*** (0.05)
Скорректированный R ²	0.03	0.049	0.04	0.075	0.067	0.048	0.064	0.076

Примечание: *** - коэффициент значим на 1% уровне значимости, ** - на 5%, * - на 10%, в скобках указаны робастные стандартные ошибки в форме Ньюи-Уеста. Y - прирост цены, X - значение переменной OF, t- индекс времени.

Оценки параметров ADL моделей для пар BTCUSD и BTCCHF на 12-ти часовой частотности данных

	BTCUSD				BTCCHF			
	NOO	NOOR	NOV	NOVR	NOO	NOOR	NOV	NOVR
Константа	1.18 (8.49)	-0.1 (8.5)	2.978 (8.79)	-1.29 (8.5)	0.85 (7.5)	1.45 (7.54)	1.99 (8.21)	1.416 (11.86)
Xt	0.6 (0.9)	3.49 (14.04)	0.001605 (0.001)	41.86*** (14.04)	9.33** (3.73)	0.82 (10.14)	-0.0002 (0.001)	27.5*** (8.11)
Xt-1	0.679 (0.81)	21.738 (15.01)	0.000207 (0.001)	7.12 (15.01)	0.96 (4.05)	6.2 (10.76)	0.001 (0.001)	-0.688 (9.39)
Xt-2	0.71 (0.64)	4.997 (15.65)	0.000823 (0.008)	-7.589 (15.65)			0.0007 (0.0008)	1.751 (8.55)
Xt-3		33.395** (15.61)	0.0000403 (0.007)	-6.719 (15.61)			0.0001 (0.0007)	-3.42 (8.9)
Xt-4		21.97 (16.44)	0.001365* (0.0007)	-9.868 (16.44)			-0.001 (0.001)	-17.186* (9.39)
Xt-5		10.46 (17.05)	-0.00099 (0.0007)	-7.34 (17.05)			0.0007 (0.0008)	3.858 (8.97)
Xt-6		-4.92 (16.71)	0.001788* (0.0007)	2.058 (16.71)			-0.001 (0.0008)	2.69 (8.59)
Xt-7			0.000422 (0.0008)				-0.001 (0.001)	-16.35* (9.65)
Xt-8			-0.00093 (0.0009)				0.001 (0.001)	0.157 (9.86)
Xt-9			0.000168 (0.0006)				0.0004 (0.001)	4.612 (9.57)
Xt-10			-0.00044 (0.0007)				-0.0006 (0.001)	-3.85 (9.12)
Yt-1	0.22*** (0.06)	0.213*** (0.06)	0.217*** (0.06)	0.201*** (0.06)	0.186** (0.07)	0.19** (0.07)	0.195*** (0.074)	0.188** (0.07)
Yt-2	-0.14 (0.08)	-0.14* (0.08)	-0.1515* (0.08)	-0.14* (0.085)	-0.09 (0.06)	-0.09 (0.067)	-0.086 (0.068)	-0.08 (0.06)
Yt-3	0.014 (0.08)	0.009 (0.08)	0.001649 (0.08)	0.006 (0.086)				
Yt-4	-0.014 (0.04)	-0.02 (0.049)	-0.02595 (0.049)	-0.01 (0.049)				
Yt-5	0.056 (0.07)	0.052 (0.07)	0.04866 (0.07)	0.057 (0.07)				
Yt-6	-0.093 (0.05)	-0.09 (0.05)	-0.09475 (0.057)	-0.08 (0.05)				
Yt-7	0.075 (0.05)	0.076 (0.05)	0.06527 (0.052)	0.089 (0.05)				
Yt-8	0.062 (0.05)	0.061 (0.05)	0.05849 (0.025)	0.072 (0.05)				
Скорректированный R ²	0.078	0.087	0.097	0.11	0.065	0.039	0.063	0.063

Примечание: *** - коэффициент значим на 1% уровне значимости, ** - на 5%, * - на 10%, в скобках указаны робастные стандартные ошибки в форме Ньюи-Уеста. Y - прирост цены, X - значение переменной OF, t- индекс времени.

Оценки параметров ADL моделей для пар BTCUSD и BTCCHF на 16-ти часовой частотности данных

	BTCUSD				BTCCHF			
	NOO	NOOR	NOV	NOVR	NOO	NOOR	NOV	NOVR
Константа	1.828 (11.2)	-0.12 (11.21)	4.48 (11.15)	10.90 (14.91)	1.97 (9.58)	-0.049 (9.52)	2.363 (10.5)	10.35 (14.48)
Xt	0.552 (1.16)	-25.114 (19.26)	0.004** (0.0016)	72.985*** (15.62)	7.29** (3.84)	-23.94 (15.15)	0.0009 (0.001)	47.127*** (10.61)
Xt-1	1.001 (0.9)	21.613 (17.61)	0.00001 (0.0014)	-4.3 (14.85)	-1.42 (3.07)	-4.527 (13.96)	0.002* (0.001)	10.53 (11.34)
Xt-2		9.96 (19.47)	0.007 (0.0008)	16.95 (13.33)	-4.12 (2.8)	-14.12 (14.6)	-0.001 (0.0009)	-11.57 (11.24)
Xt-3		49.152** (23.33)		-12.57 (14.46)		22.92 (16.83)	-0.0006 (0.001)	5.059 (10.67)
Xt-4		6.62 (24.48)		9.02 (14.15)		7.822 (17.57)	0.0008 (0.001)	-5.18 (11.03)
Xt-5		11.659 (23.17)		-0.478 (14.63)		59.5*** (15.69)	-0.001 (0.0009)	1.8 (12.06)
Xt-6		22.59 (22.44)		-31.26** (14.22)		11.34 (14.79)	-0.0001 (0.0009)	-9.82 (12.4)
Xt-7				16.529 (14.36)		35.76** (14.62)	-0.0002 (0.001)	-15.99 (11.92)
Xt-8				-27.5** (15.03)		20.84 (15.38)		3.5 (10.96)
Xt-9				6.28 (13.5)				
Xt-10								
Yt-1	0.124 (0.07)	0.125 (0.076)	0.1 (0.075)	0.11 (0.07)	0.15** (0.08)	0.14* (0.08)	0.16* (0.081)	0.155 (0.08)
Yt-2	-0.07 (0.09)	-0.08* (0.08)	-0.096 (0.088)	-0.11 (0.07)	-0.04 (0.07)	-0.073 (0.06)	-0.04 (0.07)	-0.05* (0.06)
Yt-3					-0.045 (0.07)	-0.03 (0.06)	-0.047 (0.06)	-0.038 (0.06)
Yt-4					0.02 (0.06)	0.0005 (0.06)	0.0148 (0.06)	0.011 (0.06)
Yt-5					0.015 (0.05)	0.02 (0.05)	0.0158 (0.05)	-0.003 (0.05)
Yt-6					0.1 (0.06)	0.1* (0.06)	0.116* (0.061)	0.126** (0.06)
Yt-7					-0.06 (0.06)	-0.062 (0.06)	-0.076 (0.06)	-0.07 (0.05)
Скорректированный R ²	0.027	0.036	0.059	0.097	0.063	0.076	0.064	0.082

Примечание: *** - коэффициент значим на 1% уровне значимости, ** - на 5%, * - на 10%, в скобках указаны робастные стандартные ошибки в форме Ньюи-Уеста. Y - прирост цены, X - значение переменной OF, t- индекс времени.

Оценки параметров ADL моделей для пар BTCUSD и BTCCHF на 20-ти часовой частотности данных

	BTCUSD				BTCCHF			
	NOO	NOOR	NOV	NOVR	NOO	NOOR	NOV	NOVR
Константа	2.38 (13.3)	-1.35 (13.87)	5.248 (11.4)	8.54 (19.58)	0.88 (12.11)	0.62 (12.48)	-1.471 (1.36)	5.219 (21.32)
X _t	0.72 (1.59)	3.814 (22.44)	0.005*** (0.002)	65.91*** (17.35)	8.76** (4.56)	-3.13 (17.54)	0.0005 (0.00168)	51.33*** (13.79)
X _{t-1}	0.43 (1.06)	31.4 (29.55)	0.0006 (0.001)	5.898 (15.53)	1.81 (4.08)	11.193 (19.51)	0.0009 (0.0008)	9.85 (13.55)
X _{t-2}		44.41 (25.02)	-0.0007 (0.0012)	-0.37 (16.67)		-11.71 (27.4)	-0.001 (0.0013)	-9.135 (15.76)
X _{t-3}		6.34 (32.7)	0.0006 (0.0008)	-7.43 (16.48)		15.23 (23.81)	0.0007 (0.0013)	-14.04 (15.56)
X _{t-4}		44.01 (29.51)	0.001 (0.0009)	-11.74 (15.37)		46.487 (29.25)	-0.001 (0.0012)	4.589 (16.57)
X _{t-5}		0.569 (31)	0.001 (0.001)	-13.32 (17.22)		-3.64 (20.07)	-0.0004 (0.0012)	9.617 (18.93)
X _{t-6}		20.49 (26.82)	-0.001 (0.0009)	-10.15 (16)		6.63 (20.92)	0.001 (0.0229)	-13.14 (16.7)
X _{t-7}		-4.27 (28.12)	-0.0006 (0.0013)	15.4 (18.85)			-0.002* (0.0014)	-5.18 (15.44)
X _{t-8}		6.41 (28.73)	0.0003 (0.0012)	-19.14 (18.63)			-0.0002 (0.0012)	1.23 (14.96)
X _{t-9}		-3.14 (30.65)	-0.001 (0.001)	-2.13 (17.06)			-0.0007 (0.0009)	-15.97 (15.39)
X _{t-10}		25.22 (29.2)		8.83 (16.01)			-0.0004 (0.0009)	-11.28 (15.7)
Y _{t-1}	0.07 (0.1)	0.065 (0.1)	0.05 (0.1)	0.06 (0.1)	0.052 (0.07)	0.058 (0.07)	0.068 (0.07)	0.05 (0.07)
Скорректированный R ²	0.006	0.023	0.079	0.052	0.022	0.013	0.029	0.042

Примечание: *** - коэффициент значим на 1% уровне значимости, ** - на 5%, * - на 10%, в скобках указаны робастные стандартные ошибки в форме Ньюи-Уеста. Y - прирост цены, X - значение переменной OF, t- индекс времени.

Значения коэффициентов при NOVR и NOV на различной частотности данных



Рис. 1П. График показателей при NOV и NOVR на 4-х часовой частотности данных

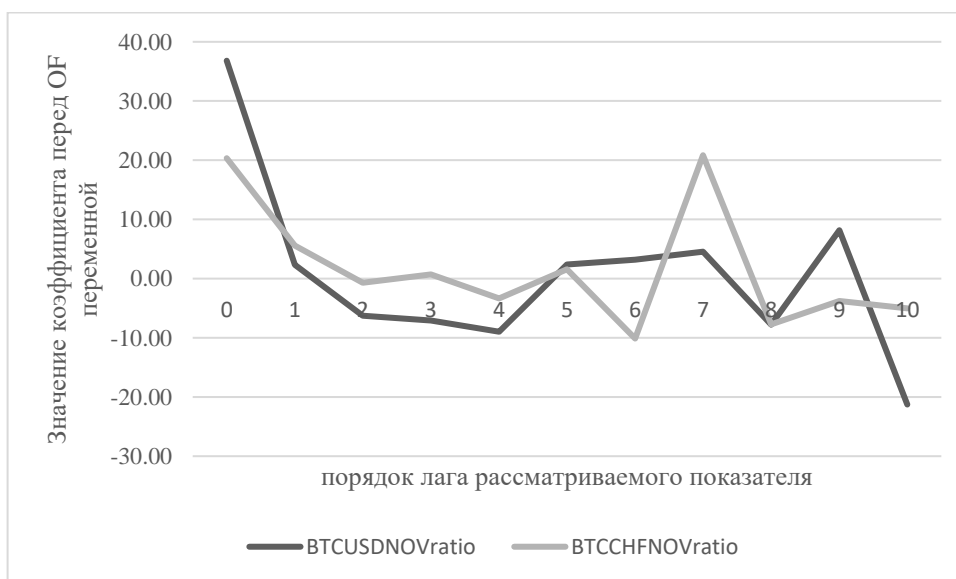


Рис. 2П. График показателей при NOVR на 8-ми часовой частотности данных

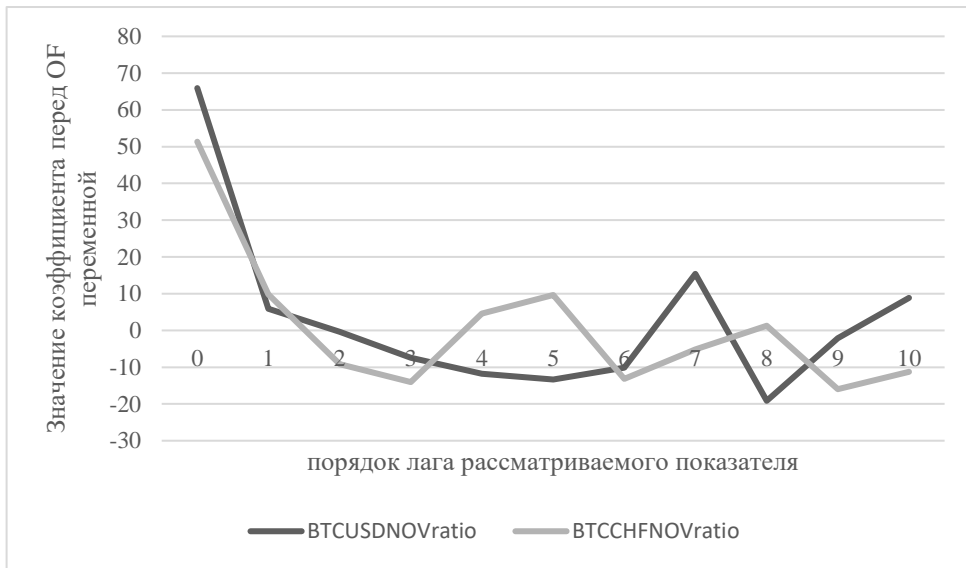


Рис. 3П. График показателей при NOVR на 12-ти часовой частотности данных

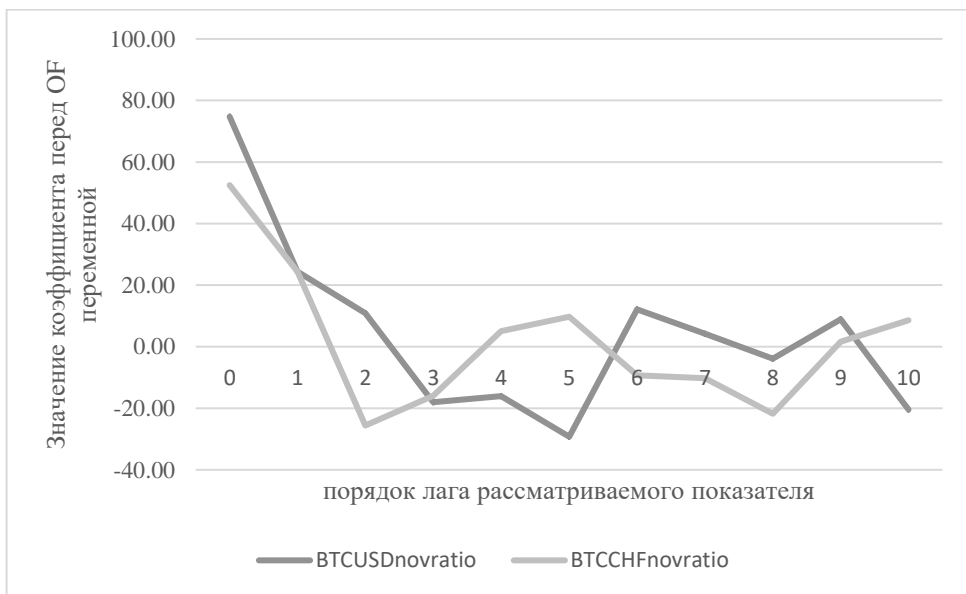


Рис. 4П. График показателей при NOVR на 24-х часовой частотности данных