

Монография раскрывает секреты и ловушки инвестирования в криптовалюты и криптоактивы с позиции академической науки. Подготовлена в рамках Программы фундаментальных исследований Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (НИУ «ВШЭ»).

Для студентов, аспирантов и преподавателей финансово-экономических вузов, инвесторов и регуляторов рынка. Ориентирована на помощь в изучении нового магистерского курса в НИУ «ВШЭ» по моделированию криптоиндустрии с применением искусственного интеллекта (модели машинного обучения и нейронных сетей).

Авторы благодарят Фонд Потанина за участие в поддержке разработки нового курса в магистратуре факультета экономических наук НИУ «ВШЭ», а также сотрудников Центра финансовых исследований и анализа данных, студентов и аспирантов НИУ «ВШЭ» (В. Бакланову, Е. Малеву, С. Склярюва, Д. Воронцову и А. Артамошкину) за участие в подготовке этого издания.

ТЕПЛОВА Тамара Викторовна

Доктор экономических наук, ординарный профессор, академический руководитель магистерской программы «Финансовые рынки и финансовые институты», директор Центра финансовых исследований и анализа данных, руководитель проекта «Искусственный интеллект в макро моделировании и прогнозировании экономических процессов и финансовых взаимосвязей с учетом сентимента участников рынка» Центра искусственного интеллекта НИУ «ВШЭ».

URL: <https://www.hse.ru/org/persons/65923>

КУРКИН Алексей Викторович

Магистр финансов, преподаватель базовой кафедры инфраструктуры финансовых рынков, аспирант факультета экономических наук, сотрудник Центра финансовых исследований и анализа данных НИУ «ВШЭ».

URL: <https://www.hse.ru/org/persons/160977927>

ISBN: 978-5-16-019631-2



9 785160 196312

КРИПТО-КОД
ПРИМЕНЕНИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ И ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ

Т.В. Теплова, А.В. Куркин

КРИПТО-КОД

ПРИМЕНЕНИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ
ДЛЯ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ И ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ



Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики»

Т.В. ТЕПЛОВА
А.В. КУРКИН

КРИПТО-КОД
ПРИМЕНЕНИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ
ДЛЯ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ
И ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ

МОНОГРАФИЯ

Москва
ИНФРА-М
2023

УДК 336.74(075.4)
ББК 65.262.6
Т34

Авторы благодарят студентов и аспирантов Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» – В. Бакланову, Е. Малеву, С. Складарова, Д. Воронцову и А. Артамошкину, чьи исследовательские работы были использованы при подготовке монографии и существенно обогатили ее содержание

Т.В. Теплова благодарит соавторов из зарубежных университетов за плодотворную совместную исследовательскую работу по теме криптоиндустрии

Рецензенты:

Шабалин П., кандидат экономических наук, специалист PwC (Люксембург);
Добрынская В., кандидат экономических наук (факультет экономических наук Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики»), PhD (Лондонская школа экономики)

Теплова Т.В.

Т34 Крипто-код: применение машинного обучения для рынка криптовалют и цифровых активов : монография / Т.В. Теплова, А.В. Куркин. — Москва : ИНФРА-М, 2023. — 319 с.

ISBN 978-5-16-019631-2

Монография посвящена криптоиндустрии (криптовалютам, цифровым активам, NFT, DeFi, криптобиржам и ICO), занявшей устойчивое место в новостной ленте последних лет, но менее обсуждаемой с точки зрения результатов академических исследований этого нового объекта анализа финансовой экономики. Впервые на российском рынке академической литературы обобщает результаты зарубежных исследований и представляет авторские наработки и рекомендации в инвестиционном применении разнообразных криптоинструментов. Особый акцент сделан на современной методологии анализа — применении алгоритмов искусственного интеллекта (машинного обучения и нейронных сетей). Показаны страновые различия в регулировании криптоиндустрии (майнинг, расчеты, инвестиционные решения, привлечение капитала через цифровые активы, функционирование бирж), ключевые детерминанты биржевых характеристик криптоактивов и валют, возможности модельного прогнозирования цен. Подробно описаны авторские модели анализа и прогнозирования на крипторынке, включая метрики сентимента.

Подготовлена в Центре финансовых исследований и анализа данных в рамках Программы фундаментальных исследований Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики».

Адресована широкому кругу читателей, студентам и аспирантам, преподавателям вузов, изучающим как современные инструменты анализа и прогнозирования (машинное обучение), так и финансовую экономику в части микроструктурных финансов и ценообразования.

УДК 336.74(075.4)
ББК 65.262.6

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
ГЛАВА 1. ЭВОЛЮЦИЯ РЫНКА ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ. ОСНОВЫ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИИ БЛОКЧЕЙН	14
1.1. Определение концепции «цифрового актива» и выгоды для бизнеса	14
1.2. История и эволюция цифровых активов	17
1.3. Верхнеуровневое описание технологии блокчейн	21
ГЛАВА 2. ЛАНДШАФТ И ЭЛЕМЕНТЫ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ И ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ	29
2.1. Рынок криптовалют	29
2.2. Важность стейблкоинов для криптовалютного рынка	36
2.3. Сектор децентрализованных финансов	39
2.4. Невзаимозаменяемые токены (NFT).....	44
ГЛАВА 3. РИСКИ ИНВЕСТИЦИЙ В КРИПТОВАЛЮТЫ	47
ГЛАВА 4. РЕГУЛИРОВАНИЕ КРИПТОВАЛЮТ. ОБЗОР ЗАКОНОДАТЕЛЬНЫХ ИНИЦИАТИВ В РОССИИ И ЗА РУБЕЖОМ	52
ГЛАВА 5. ТЕКУЩЕЕ СОСТОЯНИЕ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ И КРИПТОАКТИВОВ	64
5.1. Рынок криптовалют в 2022 – первом полугодии 2023 года	64
5.2. Рынок DeFi-активов в 2022 – первом полугодии 2023 года.....	73
5.3. Рынок NFT-активов в 2022 – первом полугодии 2023 года	76
ГЛАВА 6. ЦИФРОВЫЕ АКТИВЫ КАК ПРЕДМЕТ НАУЧНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ. ПРЕИМУЩЕСТВА ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ. ИСТОЧНИКИ ПОЛЕЗНЫХ ДАННЫХ ПО РЫНКУ КРИПТОВАЛЮТ	79
6.1. Междисциплинарный характер исследования криптовалют. Наиболее популярные направления исследований	79
6.2. Сложности при проведении исследований на крипторынке.....	81
6.3. Источники информации о крипторынке	85
ГЛАВА 7. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ ИССЛЕДОВАНИЙ РЫНКОВ КРИПТОВАЛЮТ И ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ	87
7.1. Основные направления исследования криптовалют.....	87
7.2. Научный взгляд на сегмент децентрализованных финансов (DeFi)	114
7.3. Научный взгляд на сегмент стейблкоинов.....	124
7.4. Основные направления исследования сегмента NFT-активов.....	127

<i>ГЛАВА 8. АВТОРСКИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ И ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ</i>	133
8.1. Влияние сентимента инвесторов на рынок NFT-активов.....	133
8.2. Создание сентимент-индекса для NFT-активов	154
8.3. Исследования сегмента DeFi	168
8.4. Анализ сегмента криптовалют с использованием методов машинного обучения.....	179
8.5. Инвестиционные стратегии на рынках криптовалют	191
8.6. Роль стейблкоинов в функционировании рынка криптовалют и цифровых активов.....	197
8.7. Прогнозирование цен криптовалют и криптоактивов	209
<i>ЗАКЛЮЧЕНИЕ</i>	245
<i>ПРИЛОЖЕНИЕ 1</i>	246
<i>ПРИЛОЖЕНИЕ 2</i>	247
<i>ПРИЛОЖЕНИЕ 3</i>	251
<i>ПРИЛОЖЕНИЕ 4</i>	258
<i>ПРИЛОЖЕНИЕ 5</i>	271
<i>ПРИЛОЖЕНИЕ 6</i>	282
<i>БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК</i>	287
<i>ГЛОССАРИЙ</i>	317

ВВЕДЕНИЕ

По мере того как окружающий нас мир развивается все более быстрыми темпами, в нем происходит постоянная смена парадигм в технологиях, коммуникациях, экономических процессах и общественном устройстве. Инновации в технологиях создают новые возможности инвестиционной деятельности и приводят к изменениям в функционировании целых отраслей, положению стран на мировой арене. Одной из областей, в которой наблюдаются значительные преобразования в последние годы, является финансовый сектор, где рост цифровых активов, криптовалют, криптоактивов (NFT) и внедрение искусственного интеллекта (ИИ, AI) для принятия решений стали играть важнейшую роль в формировании экономического ландшафта будущего. На глобальном рынке идет формирование шестого технологического уклада с переходом от привычной, централизованной и однополярной финансовой системы к гораздо более непривычной, инновационной и децентрализованной.

Стремительный рост криптовалют, запущенный проектом Bitcoin, привлек внимание миллионов людей по всему миру. Осенью 2023 года исполнилось 15 лет со дня публикации white paper биткоина. 31 октября 2008 года неизвестный Сатоши Накамото опубликовал технический документ под названием «Биткоин: одноранговая электронная платежная система», что далее покатило снежный ком изменений на финансовом рынке и сейчас уже многие рассматривают Биткоин в статусе «цифрового золота»¹. За пятнадцать лет жизни этой новой страницы финансового рынка имела место как «криптозима», когда в феврале 2023 года цена Биткоина опускалась до \$21,500, произошел отток с рынка крупных игроков из-за краха биржи FTX, так и «криптовесна» с ожиданием «криптолета»². С ноября 2023 все больше аналитиков прогнозируют расцвет криптоиндустрии на ближайшие годы ввиду урегулирования многих претензий к работе бирж, смягчения вопросов регулирования майнинга и

¹ Создатель биткоина под ником Сатоши Накамото 12 декабря 2010 года опубликовал свой последний пост на форуме (содержалось описание обновления и код для элементов управления Denial-of-Service (DoS) версии протокола 0.3.19). После чего по сей день о нем ничего не слышно. За несколько дней до своего исчезновения Сатоши выразил недовольство, что платформа Wikileaks использует цифровой актив для получения донатов. С 2008 до 2010 года Сатоши пришлось столкнуться с разногласиями внутри коллектива разработчиков, которые перерастали в форумные баттлы. До окончательного исчезновения Сатоши передал контроль над протоколом сообществу в главе с разработчиком Гэвином Андресоном.

² Standard Chartered дает прогноз по BTC в \$120 000 к концу 2024 г. Ожидает BTC \$50 000 к концу 2023 г. В ноябре 2023 г. объем торгов фьючерсами на BTC на бирже CME (мекка для институционалов) продемонстрировал рекорд.

транзакций, прихода на рынок институциональных инвесторов и широкого круга рыночных инвесторов через ETF.

В 2023 году десятилетний юбилей и у известного мем-токена Dogecoin. Dogecoin вернулся на 10-е место по уровню капитализации, объем составил \$14,5 млрд. Но до ценового рекорда, достигнутого в мае 2021 года еще далеко (тогда цена монеты доходила до \$0,63). Правда теперь ранее фанат DOGE Илон Маск воздержался от поздравлений или комментариев в соцсети X.

Майкл Сэйлор, основатель американской компании MicroStrategy (держит 158,4 тыс. BTC на сумму свыше \$5,6 млрд., компания владеет 0,75% от всех добытых на текущий момент биткоинов и заявляет о планах продолжить активно скупать криптовалюту) перечисляет такие ключевые факторы, которые в среднесрочной перспективе приведут к десятикратному росту цены биткоина:

- халвинг, поскольку сокращение награды майнеров за добытый блок приведет к росту спроса на криптовалюту;
- появление спотовых ETF на базе биткоина (в настоящее время только 8 стран мира предлагают спотовые Bitcoin-ETF, лидером является Канада, где зарегистрировано 7 спотовых BTC-ETF с общим объемом активов в \$2 млрд.);
- новые правила в США для учета по справедливой стоимости биткоин-резервов компаний (это позволит корпорациям принять биткоин в качестве казначейского актива);
- положительный эффект для индустрии от правоприменительных действий властей, включая суд над экс-СЕО обанкротившейся FTX;
- концентрация внимания участников рынка на биткоине и уход от альткоинов.

В августе 2023 года MicroStrategy информировала инвесторов, что готовится разместить акции на \$750 млн, чтобы направить эти средства на инвестиции в Биткоин.

Жители США с июля 2022 по июнь 2023 года осуществили криптовалютных транзакций на более чем на \$1 трлн. (самый высокий показатель в мире по отчету аналитического центра Chainalysis). На регион Северной Америки приходится 24,4% глобального объема транзакций за отчетный период. При этом переводы на сумму \$1 млн и более составляют почти 77% от общего числа таких операций, что несколько противоречит тезису, что на крипторынке преобладают розничные участники. По данным Santiment с августа по ноябрь 2023 года топ 100 USDT кошельков увеличили балансы USD почти на 10%.

По данным ЦБ РФ³ объем операций россиян в Биткойнах во II и III кварталах 2023 года составил 1,68 трлн рублей (оценка совокупного объема притоков и оттоков биткойнов на крупнейших биржах, приходящихся на россиян, 700 190 BTC). Биткойн-инвестиции российских пользователей снизились в первой половине 2023 года вместе со снижением активности на криптобиржах. «С начала 2022 по III квартал 2023 года объем торгов парой USDT/рублиль превышал объем торгов парой биткойн/рублиль в 2,3 раза и составил порядка \$2 млрд», — сообщается в отчете. Основным каналом для приобретения криптовалюты остаются P2P-операции. При этом среднемесячный объем подобных сделок увеличился на 53,9% по сравнению с аналогичным периодом 2022 года. Остатки биткойнов на биржах, которые могут приходиться на россиян, на конец III квартала составили 96 912 BTC (255 млрд рублей). По разным оценкам, от 2 до 5,9% граждан РФ имеют опыт инвестирования в криптоактивы.

Ряд аналитиков фондового рынка рассматривает Биткойн как опережающий индикатор настроений и возможный прогнозный показатель для индексов фондового рынка, а также для активности инвестиций в NFT с недельным лагом (Pinto-Gutiérrez et al., 2022).

Многие политики пытаются через крипторынок спасти кризисные экономики своих стран или придать им новый импульс развития. Сальвадор может стать новым Сингапуром Латинской Америки благодаря легализации Bitcoin (BTC, - мнение управляющего инвестфонда VanEck). Легализация Bitcoin возродила Сальвадор из кризиса, подтверждает и вице-президент страны. В ноябре 2022 года Сальвадор стал первой страной мира, покупающей в свои резервы биткойн. В настоящий момент выгоды по этой позиции Сальвадора составили 120%. В 2021 году Сальвадор стал первой в мире страной, признавшей биткойн законным платежным средством. В 2023 году власти Сальвадора совместно с компанией Tether USD запустили программу по выдаче гражданства Сальвадора в обмен за невозвратные инвестиции в размере одного миллиона долларов в биткойнах или USDT в экономику страны. Программа получила название Adopting El Salvador Freedom Visa Program («Виза свободы Сальвадора», предусматривает участие лишь 1000 человек). Заметим, что в Сальвадоре только 1,72% населения владеют биткойнами (по данным Triple-A, из 6,36 млн населения биткойнами владеют 109 175 человек). Для сравнения, в Китае, где запрещен и майнинг и владение доля населения с владением биткойнами оценивается в 4,1%. В 2023 году управление финансовых услуг Дубая (DFSA) одобрило использование TON и XRP для Международного финансового центра Дубая (DIFC). Тайвань планирует признать Bitcoin законным платежным средством в 2024 году.

³ Отчет ЦБ РФ о финансовой стабильности, ноябрь 2023 г.

Роберт Кийосаки, автор бестселлера «Богатый папа, бедный папа» предсказывает «величайший крах в мировой истории» из-за аномально высокого долга в мире и советует отказаться от традиционной стратегии инвестирования 60/40 (60% в акции, 40% в облигации, в 2022 году убыток от такой стратегии составил 16%, что стало худшим показателем с 2008 года). Р. Кийосаки советует вкладываться в золото, серебро и биткойн (75% капитала инвесторов), а 25% — в недвижимость и акции нефтяных компаний.

URL: <https://pro.rbc.ru/demo/654b30129a7947400f719ed2>

Гуру-миллиардер Стэнли Дракенмиллер называет Биткойн «золотом для молодых», так как эта криптовалюта уже сформировала бренд. «Мне 70 лет, у меня есть золото. Я был удивлен, когда Биткойн начал развиваться. Молодые люди смотрят на него как на средство сбережения, потому что с ним намного проще что-то делать», — говорит Дракенмиллер.

Сторонником криптовалюты является и один из богатейших людей Мексики, основатель Grupo Salinas Рикардо Салинас Плиго, подчеркивая важное свойство Биткойна – спасение от инфляции. «По всему миру мы видим растущий инфляционный налог, что равносильно отбору сбережений у людей без их разрешения и ведома. Это печально, особенно для тех, чья пенсия зависит от этого», — сказал Салинас Плиго в интервью Bitcoin Magazine. Плиго отмечает, что для массового принятия Биткойна в Мексике люди должны понять проблему обесценивания фиатных денег: «Всем было бы полезно понять, что обесценивание валюты — трюк для избежания роста налогов или долга».

Чем более слаба национальная валюта, тем больший интерес проявляют инвесторы к Биткойну (BTC). Так, в 2023 году вложения в BTC в турецкой лире, в аргентинском песо бьют рекорды.

Майнингом криптовалют стали заниматься не только частные предприниматели, но и государственные структуры (суверенные фонды). Королевство Бутан в Гималаях четыре года назад вложило миллионы долларов на строительство суверенной криптофермы для майнинга Биткойна. За энергоснабжение энергоёмкого объекта отвечает Druk Holdings & Investments, который владеет национальным поставщиком электричества в Бутане. Новостное агентство Nikkei оценивает, что когда предприятие будет оснащено в полной мере, то мощность составит 600 МВт, а суверенный объект будет потреблять больше электричества, чем вся остальная страна.

В ноябре 2023 года власти Гонконга заявили о готовности рассмотреть доступ розничных инвесторов к спотовым крипто-ETF. С 2023 года активизировались вопросы рассмотрения в SEC ETF на биткойн и в США. В 2023 году Interactive Brokers получил лицензию на торговлю криптой для

розничных клиентов в Гонконге. Лояльность Японии к криптоиндустрии позволила японскому миллиардеру Юсаку Маэдзава оплатить космическое путешествие на корабле SpaceX в криптовалюте.

Активны на медийном поле и крипто-скептики. Например, Джейми Даймон, генеральный директор JP Morgan, убежден, что криптовалюта — это «мошенничество, худшее, чем луковицы тюльпанов», а «гуру из Омахи» Уоррен Баффет заявил, что криптовалюта является аналогом «крысиного яда в квадрате». Доклад Нуриэля Рубини в Конгрессе США в октябре 2018 года был озаглавлен: «Криптовалюта — мать всех мошенничеств и (теперь лопнувшие) пузыри»⁴.

На фоне критики от гуру-инвесторов и всеобщего ажиотажа многие люди по-прежнему задаются фундаментальными вопросами: что такое криптовалюта и криптоактивы, и есть ли за их динамикой какие-то фундаментальные факторы или же это действительно суперпирамида? Что еще относится к данной сфере помимо криптовалют и есть ли «промежуточные варианты» бегства от риска? Что движет этими активами и можно ли предсказать прибыльные сделки на краткосрочном или долгосрочном временных отрезках? Как можно использовать методы машинного обучения и более продвинутые алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ) для анализа рынка цифровых активов и прогнозирования их биржевых характеристик (доходности, волатильности, ликвидности)? И хотя многие до сих пор отождествляют весь рынок криптовалют с 2–3 самыми известными токенами, такими как Bitcoin, Ethereum, Doge, сотни других криптовалют и платформ, основанных на технологии блокчейн динамично развиваются и находят применение в самых разных областях - от безопасной цифровой идентификации до децентрализованных приложений и успешных инвестиций.

Следует помнить, что запускаемые на блокчейне проекты – это типичные венчурные истории. Так, за последние 5 лет, прошедших с момента появления ниши GameFi, около 2,127 web3-игр потерпели неудачу, что составляет 75,5% от 2,817 запущенных web3-игр. То есть, три из каждых четырех web3-игр стали неактивными. В период с 2018 по 2023 год среднегодовой показатель неудач для web3-игр составил 80,8 % (расчет по количеству неудачных игр по сравнению с запущенными).

Цифровые активы (ЦФА), созданные на основе передовой технологии блокчейн, обладают огромным потенциалом, способным произвести революцию в мировой валютной системе и изменить наше восприятие денег и капитала. Обещая децентрализацию, прозрачность и безопасность, крипторынок формирует новую эру не только расчетных средств и

⁴ Jamie Dimon, CEO of JP Morgan: cryptocurrency is “a fraud, worse than tulip bulbs”
Warren Buffet: “rat poison squared”. Nouriel Roubini: “Crypto is the mother of all scams and (now busted) bubbles”.

финансовых операций, но и инвестиционных активов, не зависящих от географических границ и традиционных банковских институтов и рисков брокерских компаний. С 2023 года на российском рынке появились первые сделки с привлечением капитала и инвестированием через ЦФА.

Но не все так безоблачно. Этот рынок дает возможность быстро разбогатеть и привлекает опытных инвесторов и управленцев. В 2023 году состояние главы Binance Чанпэна Чжао (CZ) оценивалось в диапазоне с \$17 млрд до \$29 -30 млрд. В начале 2022 года Bloomberg (оценка Bloomberg Billionaires Index) оценивал состояние предпринимателя почти в \$97 млрд. А в ноябре 2023 года основатель Binance ушел в отставку, а сама криптобиржа Binance согласилась заплатить штраф в рамках урегулирования претензий в \$4,3 млрд (Чанпэн Чжао признал себя виновными в нарушении антиотмывочного законодательства⁵). Это досудебное соглашение позволит бирже продолжить работу в США, а Чанпэну — сохранить контрольный пакет акций Binance. Аналогичная претензия к криптобирже BitMEX в США завершилась условным сроком в 2 года для бывшего CEO BitMEX Артура Хейса.

Рынок быстрого обогащения, как всегда в истории, привлекает много неопытных инвесторов. В результате на этом рынке, как еще молодом и слаборегулируемом, процветает мошенничество и манипуляции. В книге Эрики Стэнфорд (2023) подобраны захватывающие истории про аферы с криптовалютами на миллиарды долларов. Сложности анализа и прогнозирования активов этого рынка порождают курьезные ситуации. Например, в Таиланде с 2023 года набирает популярность новый тренд — торговля криптовалютой с использованием астрологии. Так, известный астролог Мейо (159 тысяч участников в группе) использует карты Таро для крипторговли. Тайская гадалка Мор Плай, через общение с богом мертвых получает инвестиционные идеи и привлекла много сторонников после предсказания восстановления крипты в конце 2022 года после года падений и разочарований. Популярный канал с 25,6 тысячами подписчиков на YouTube, который ведет таиландец Аджарн Тон раскручивает Terra Classic на базе астрологических прогнозов. Его оценка – рост токена до 0,029.

Осенью 2023 года компания Grayscale Investments в партнерстве с «дочкой» Лондонской фондовой биржи FTSE Russell объявила о запуске индексов, отслеживающих динамику криптовалют (реализовывать будет совместное предприятие Crypto Sector Index Series). Индексы охватят более 150 протоколов и будут рассчитываться ежеквартально по следующим направлениям:

⁵ Чанпэну Чжао запрещено покидать США до суда, назначенного на 23 февраля 2024 г. (есть риск попасть в тюрьму).

- ◆ криптовалюты для обмена или расчетов (Биткоин, Litecoin);
- ◆ смарт-контракты (Ethereum, Solana, Polygon);
- ◆ токены финуслуг (Uniswap, Compound);
- ◆ игровые и медиа-активы (NFT);
- ◆ платформы, ориентированные на традиционный рынок (Chainlink, Filecoin).

Для инвесторов и пользователей из РФ ситуация с 2022 года существенно изменилась. И это связано не только с разногласиями позиций регуляторов внутри страны (ЦБ выступает категорически против обращения криптовалют и активов на территории РФ, позиция Минфина РФ более лояльная). В 2023 году для граждан России в соответствии с требованиями санкций OFAC ограничили доступ к криптосервису WalletConnect (поддерживал 170 криптокошельков, включая MetaMask, Trust Wallet, Rainbow, Safe).

В нашей книге мы обратим внимание как на особенности регулирования криптоиндустрии, опишем основные элементы сложившегося криптоландшафта со всеми его преимуществами и рисками, а также обобщим накопленный опыт анализа поведения криптоактивов и криптовалют. Для решения задач моделирования и прогнозирования поведения криптоактивов мы демонстрируем передовые наработки в области искусственного интеллекта (ИИ). Модная тема ИИ не обошла и криптоиндустрию. В ноябре 2023 года OKX залистила ИИ-токены Fetch_ai (FET) и SingularityNET (AGIX).

Машинное обучение (МО, ML), которое является одним из направлений искусственного интеллекта (ИИ), продемонстрировало значительные успехи за последние годы. Накоплено огромное количество данных в разных областях жизни, существенно возросли вычислительные мощности и усовершенствовались алгоритмы. МО позволяет компьютерам обрабатывать и осмысливать сложные данные, обнаруживать закономерности и делать надежные прогнозы. В настоящее время методы машинного обучения применяются в различных отраслях - от транспорта до финансов, и даже в медицине.

Наша книга "Крипто-код: применение машинного изучения для рынка криптовалют и цифровых активов» посвящена исследованию точек пересечения этих двух революционных технологий в финансах и инструментальных методах анализа и прогнозирования. Мы акцентируем внимание на преимуществах машинного обучения (далее МО или ML) в совершенствовании и автоматизации различных аспектов финансовой экосистемы. Соединяя мир криптовалют и алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ), наша книга дает стимул для изучения неизведанной территории больших возможностей. В ней исследуется, как методы МО

могут помочь в решении проблем, связанных с криптоиндустрией, таких как прогнозирование цен активов, волатильности, спроса на токены, риск-менеджмента и разработки инвестиционных стратегий.

Применение ИИ для КИ имеет и комичные, если не сказать трагичные, примеры. Несколько лет назад сооснователь эстонского LHV Bank Райн Лыхмус потерял пароль от Ethereum-кошелька, на котором хранилось 250 тысяч ETH (свыше \$473 млн). Криптовалюта лежала у него на кошельке без движения с лета 2015 года. На момент покупки монеты обошлись ему в \$75 тысяч. Банкир уже сделал две попытки подобрать код к криптокошельку, но они оказались неудачными. После третьей ошибки с введением кода доступ будет заблокирован, и банкир потеряет \$473 млн из-за своей забывчивости окончательно. Последняя попытка – это «создать Райна Лыхмуса в качестве ИИ и посмотреть, сможет ли он вернуть свои воспоминания», – таков план банкира. Этот пример показал, что возможность потерять доступ к кошельку одно из слабых мест блокчейна.

Еще один пример забывчивого инвестора с не менее трагической ситуацией — Стефан Томас, бывший глава СТО Ripple. Томас потерял лист с паролем от кошелька IronKey с Биткоинами на \$244 млн, о чем впервые рассказал в 2021 году. На ноябрь 2023 года осталось лишь две попытки на ввод пароля. Компания Unciphered опубликовала открытое письмо, в котором предложила разблокировать кошелек, принадлежащий Стефану Томасу. Сотрудники Unciphered утверждают, что разработали метод взлома оборудования и доступа к биткоин-ключам и якобы ранее уже получали доступ к средствам на аналогичном кошельке в обход ограничения на количество неправильных паролей.

Мы начнем наше исследование с обзора основных терминов и концепций на рынке криптовалют и цифровых активов (далее – криптоиндустрия, КИ) и опишем технологию блокчейн. Далее остановимся на вопросах регулирования КИ в РФ и за рубежом (регулирование майнинга, расчетов и инвестирования), оценим риски инвестиций в криптовалюты и дадим обзор современного состояния рынка. Последующие главы посвящены применению различных количественных методов и подходов к анализу КИ, его инвестиционных возможностей. Основное внимание будет уделено применению методов ML для объяснения прошлых доходностей и прогнозирования будущих. В главе 8 будут освещены исследования рынка цифровых активов и криптовалют, проведенные сотрудниками Центра Финансовых Исследований и Анализа Данных (далее – ЦФИиАнД) НИУ ВШЭ, студентами и аспирантами факультета экономических наук (ФЭН) НИУ ВШЭ.

Наша книга одной из первых на российском рынке является академическим путеводителем по миру криптовалют и цифровых активов. Сочетая научный подход к изучению криптоиндустрии, практику

инвестирования и современные приемы, модели и методы машинного обучения (как одного из направлений ИИ), наша книга призвана дать читателю возможность уверенно ориентироваться в сложном ландшафте применения блокчейна в финансах, принимать взвешенные решения и иметь возможность анализировать происходящие подвижки во внешней среде. Вместе мы воспользуемся безграничными возможностями, которые открываются в эту захватывающую эпоху финансовых инноваций.

Книга ориентирована на преподавателей, студентов и аспирантов вузов, заинтересованных инвесторов и представителей регуляторов.

С сентября 2023 года на ФЭН НИУ ВШЭ Т. Тепловой, А. Куркиным, В. Баклановой и М. Файзулиным читается семестровый курс «Анализ данных и моделирование рынка криптоактивов» (<https://www.hse.ru/edu/courses/835244547>).

ГЛАВА 1. ЭВОЛЮЦИЯ РЫНКА ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ. ОСНОВЫ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИИ БЛОКЧЕЙН

1.1. Определение концепции «цифрового актива» и выгоды для бизнеса

В контексте современных финансовых систем и технологий цифровые активы (ЦА) могут быть комплексно определены как «электронные данные или контент, обладающие внутренней, транзакционной или функциональной ценностью». Цифровое представление этой ценности, криптографически зафиксированное с помощью технологии распределенного реестра блокчейн или другой аналогичной технологии, и есть цифровой актив (Härdle, Harvey, & Reule, 2019). Появление и распространение этих активов связано с продолжающейся цифровой трансформацией мировой экономики, которая, как следствие, породила новые бизнес-модели, инвестиционные перспективы и факторы риска. Кроме того, цифровые активы создаются, хранятся, управляются и передаются с помощью цифровых каналов и технологической инфраструктуры. Основой цифровой экосистемы является блокчейн, представляющий собой распределенную систему баз данных или леджеров, в которой децентрализованные приложения фиксируют транзакции между участниками.

ЦФА могут использоваться для решения разных задач, как расчетов между участниками рынка (средства платежа), так и в инвестиционных целях. Выгода от применения КИ в бизнесе может быть следующей: Во-первых, сокращение издержек глобальных компаний, занимающихся международной торговлей за счет устранения необходимости в посредниках и банковских комиссиях. Это стало актуально и для компаний в странах под санкциями, когда использование традиционных каналов расчетов заблокировано. «Наш российский бизнес сегодня использует криптовалюту — USDT или USDC для внешнеторговых операций. Это небольшие операции. Наверное, десятки миллионов долларов, может, сотни на всю страну», — сказал Гендиректор «Интерроса» Сергей Батехин на форуме Finopolis в ноябре 2023 года в Москве.

Во-вторых, снижение риска недобросовестных операций т.к. технология блокчейн, лежащая в основе КИ, обеспечивает высокий уровень прозрачности и безопасности в финансовых операциях. Как результат – рост доверия со стороны партнеров.

В-третьих, возможность привлечения капитала (например, долга) через выпуск токенов (токенизация). Компании могут использовать Initial Coin Offerings (ICO) или Security Token Offerings (STO), чтобы привлечь и собственный капитал для развития проектов.

В-четвертых, промышленный майнинг создал более 3000 новых рабочих мест на российских предприятиях, при этом объем инвестиций в отрасль в настоящее время превысил 15 млрд рублей, по информации Ассоциации промышленного майнинга. По прогнозам Ассоциации промышленного майнинга, с расширением деятельности майнинга ожидается трехкратный рост числа новых рабочих мест, до 10 тысяч, а налоговые поступления могут достигнуть 50 млрд рублей в год. Экономика России получит возможность использовать более 240 млрд чистой криптовалютной ликвидности для внешнеторговых расчетов.

В нашей книге мы обращаем внимание именно на инвестиционную привлекательность ЦФА и риск-менеджмент для инвестора, демонстрируем современные методы анализа поведения криптоактивов. Различные регуляторы финансового рынка предлагают разные подходы к классификации этих специфических инвестиционных активов. Чтобы получить полное представление о цифровых активах и связанных с ними рисках, важно классифицировать их на основе базовых характеристик, функциональных возможностей и сценариев использования. Для классификации цифровых активов можно использовать следующие категории.

1. Криптовалюты:

Криптовалюты — это децентрализованные цифровые валюты, использующие криптографию для обеспечения безопасности транзакций и контроля за созданием новых единиц. Примерами криптовалют являются Bitcoin (BTC, Биткойн), Ethereum (ETH, Эфир) и Litecoin (LTC). Наиболее часто криптовалюты используются в качестве средств платежа, обмена, хранилища стоимости и передачи ценностей (Härdle, Harvey, & Reule, 2019).

2. Децентрализованные финансы (DeFi):

Децентрализованные финансы — это развивающаяся цифровая экосистема, позволяющая людям отправлять, покупать и обменивать финансовые активы, не прибегая к услугам банков, брокеров или бирж (Britannica.com, 2023). DeFi позволяют отказаться от традиционных способов совершения финансовых операций. В этих системах используются программируемые смарт-контракты, позволяющие осуществлять заимствование, кредитование и торговлю активами и финансовыми инструментами без привлечения традиционных централизованных посредников - банков, брокеров и других финансовых институтов. Используя криптографию и децентрализованные механизмы консенсуса, DeFi стремится создать самостоятельную и прозрачную финансовую экосистему, не требующую участия третьей стороны.

3. Стейблкоины и цифровые валюты центральных банков (ЦБЦБ):

Стейблкоины или стабильные монеты — это цифровые активы, предназначенные для поддержания стабильной стоимости актива путем привязки его стоимости к некому базовому активу. Базовым активом может быть фиатная валюта (например, доллар), сырьевые товары, финансовые инструменты или другие цифровые активы. В качестве примера можно привести Tether (USDT), USD Coin (USDC) и DAI. В ноябре 2023г объем переводов USDC на стейблкоин Solana достиг \$71 млрд.

ЦБЦБ (Цифровые валюты центрального банка) выполняют схожие функции и представляют собой цифровые формы суверенных валют, выпущенных центральным банком некой страны. ЦБЦВ могут использоваться в качестве средства платежа, хранилища стоимости и расчетной единицы, подобно традиционным валютам. В качестве примера можно привести цифровой юань и цифровой рубль.

4. Невзаимозаменяемые токены или NFT:

NFT - это уникальные цифровые активы, которые представляют собой право собственности на конкретный предмет или часть контента, например цифровое искусство, коллекционные предметы или виртуальную недвижимость. Каждый NFT является уникальным и не может быть обменен один на другой NFT. В качестве примера можно привести коллекцию CryptoKitties, игру Axie Infinity, основанную на NFT или коллекционные предметы NBA Top Shot.

В 2023 году старейший аукционный дом Sotheby's запустил первый аукцион NFT-коллекции в сети биткоина (BitcoinShrooms) с продажей 3 NFT, стоимость которых составляет \$20-30 тысяч (торги до 13 декабря 2023). Аукционный дом в качестве ставок принимает криптовалюту. Коллекция BitcoinShrooms — дань уважения и памяти стилю 8-bit в искусстве, уносящего в 1990-е годы.

5. Биржевые фонды или спотовые ETF на криптовалюты и активы.

На ноябрь 2023 года на рынке США таких нет. Но в июне 2023 BlackRock (общий объем активов под управлением по состоянию на конец 2022 года равнялся почти \$8,6 трлн.) подала заявку на запуск биржевого фонда на основе биткоина, информация об этом была зарегистрирована на сайте SEC спустя 7 дней. В ноябре BlackRock подготовила в SEC заявку на запуск спотового ETF на базе эфира iShares Ethereum Trust. Сайт Департамента государственных дел штата Делавэр показывает, что BlackRock Advisors подал заявку на создание организации iShares Ethereum Trust. Если SEC одобрит заявки на создание ETF фонды до 21 ноября 2023, то аналитики предсказывают рост Биткоина до конца года на уровень \$42000 и \$45000.

На 2023 год восемь стран мира (Канада, Германия, Джерси, Бразилия, Лихтенштейн, Австралия) предлагают спотовые Bitcoin-ETF. Лидером

является Канада, где зарегистрировано 7 спотовых BTC-ETF с общим объемом активов в \$2 млрд. На втором месте Германия с объемом активов в \$803 млн.

1.2. История и эволюция цифровых активов

Появление цифровых активов можно отнести к ранним этапам развития электронных денег и цифровых денежных систем.

1. Первые попытки.

До появления криптовалют на основе блокчейна было несколько попыток создать цифровые активы с использованием централизованных систем. Дэвид Чаум, пионер в области криптографии и конфиденциальности, в 1980-х годах предложил концепцию eCash (Judmayer et al., 2017). В этой системе цифровых денег использовалась технология слепой подписи («blind signature»), что позволяло пользователям совершать анонимные транзакции. В 1990-х годах для реализации концепции eCash Чаумом была основана корпорация DigiCash, специализирующаяся на электронных деньгах. Однако из-за различных проблем, в том числе из-за ограниченного распространения, в 1998 году компания DigiCash объявила о банкротстве.

2. Ранние экосистемы цифровых активов.

Вслед за DigiCash появились и другие цифровые валюты, такие как e-gold и Liberty Reserve. E-gold, запущенная в 1996 году, представляла собой централизованную платформу цифровой валюты, на которой пользователи могли хранить и обменивать цифровое золото. Однако в 2009 г. компания e-gold столкнулась с юридическими проблемами, связанными с отмыванием денег, что привело к ее временному закрытию. Аналогичная компания Liberty Reserve, основанная в 2006 г., осуществляла операции с цифровыми валютами, используя собственную цифровую валюту - Liberty Reserve Dollar (LRD). Liberty Reserve столкнулась с теми же проблемами, что и GOLD, и в 2013 году прекратила свою деятельность из-за обвинений в отмывании денег.

3. Появление концепции криптовалют и цифровых активов в научной литературе.

Концепция «дополнительных» (Delmolino et al., 2016), «альтернативных» (Ametrano, 2016) или «цифровых» валют (Chaum, 1983) также не нова и для научной сферы. Однако концепция валюты с открытым исходным кодом без центрального элемента-гаранта, впервые реализованная в Bitcoin стала новым этапом развития альтернативных форматов хранения и передачи ценности (King & Nadal, 2012). Различия между криптовалютами могут касаться, например, выбора алгоритма

консенсуса или метода хеширования. Детальная информация о функции хеширования и алгоритмах консенсуса представлена в параграфе 1.3.

4. Появление технологии блокчейн и современных криптовалют.

Появление технологии блокчейн и криптовалют ознаменовало собой трансформационный период в развитии цифровых активов. Децентрализация, безопасность и транзакции без участия третьей стороны стали одними из ключевых характеристик, отличающих эти новые активы от их предшественников. В 2008 г. человек или группа лиц под псевдонимом Сатоши Накамото опубликовали проспект, также называемый white paper для криптовалюты Bitcoin, в котором была подробно описана первая реализация децентрализованной, одноранговой системы электронных денег. Технология, лежащая в основе Bitcoin, - блокчейн - представляет собой распределенный реестр, который ведется сетью компьютеров-узлов, использующих криптографические методы для защиты транзакций и достижения консенсуса без участия центрального органа управления. В Bitcoin был внедрен механизм консенсуса Proof-of-Work (PoW). Эта децентрализованная система устранила необходимость в посредниках, таких как банки или платежные процессоры, и решила многие проблемы, с которыми сталкивались предыдущие инициативы в области цифровых валют.

5. Увеличение многообразия цифровых активов.

После успеха Bitcoin стали появляться многочисленные альтернативные криптовалюты, получившие название альткоинов. Некоторые из них стремились усовершенствовать конструкцию Bitcoin или сфокусироваться на конкретных сценариях использования. Например, Эфир (Ethereum⁶), запущенный в 2013 г. Виталиком Бутериным⁷, представил функцию смарт-контрактов, что позволило разработчикам создавать децентрализованные приложения (dApps) и автоматизировать транзакции. Litecoin, еще один известный альткоин, был разработан для обеспечения более быстрого времени обработки транзакций по сравнению с Bitcoin. Появление этих криптовалют дало толчок инновациям в области цифровых активов, что привело к формированию разнообразной и обширной экосистемы с различными блокчейн-платформами, стандартами токенов и механизмами консенсуса. Появление технологии блокчейн и последующее распространение криптовалют привело к появлению множества вариантов использования как цифровых активов, так и

⁶ Вторая по капитализации криптовалюта после Биткойна. Капитализация порядка 400 млрд долл США.

⁷ URL: <https://trends.rbc.ru/trends/innovation/60cc92fe9a7947e29386ad7f>. 4 мая 2021 года состояние Виталика Бутерина превысило \$1 млрд. Подробнее на РБК: URL: <https://trends.rbc.ru/trends/innovation/60cc92fe9a7947e29386ad7f>

приложений, способствующих дальнейшему развитию данного рынка и изменению ландшафта финансовых систем и услуг. Набор популярных альтеркоинов меняется год от года и все больше напоминает битву маркетологов, которые доказывают перспективность своих проектов и возможность легкого заработка. 2023 год ознаменовался массовым делистингом криптовалют с бирж. С начала 2023 года по начало ноября уже более 3400 токенов были удалены.

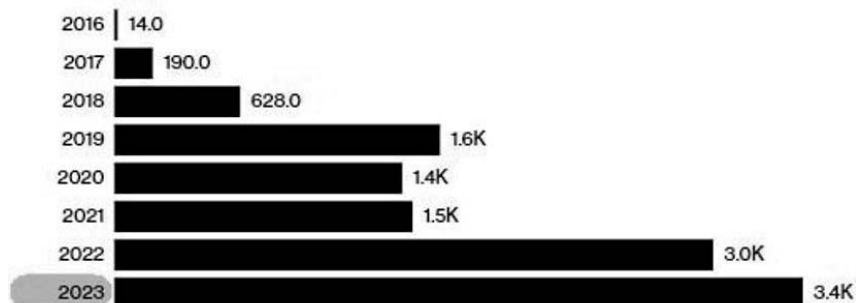


Рис. 1.1. Делистинг токенов с бирж в динамике с 2016 года (в тысячах штук)

6. Возникновение и развитие сегмента DeFi:

DeFi — это быстрорастущий сегмент экосистемы цифровых активов, использующий технологию блокчейн, смарт-контракты и децентрализованные протоколы для создания финансовых сервисов и приложений, не зависящих от традиционных финансовых посредников. Основным элементом, позволившим появиться секторам DeFi стали смарт-контракты. Смарт-контракты представляют собой самоисполняющиеся программы, в которых закодированы правила и логика финансовых операций, что позволяет создавать различные сервисы DeFi, такие как кредитование, заимствование, трейдинг и управление активами (Teng, Härdle & Hafner, 2023). Цель DeFi - создать более открытую, прозрачную и доступную финансовую систему. За последние годы в этой области были достигнуты значительные успехи.

В последние годы экосистема DeFi демонстрирует экспоненциальный рост: в различных протоколах DeFi заблокированы миллиарды долларов. Этот рост можно объяснить несколькими факторами, в том числе ростом популярности стейблкоинов, увеличением спроса на децентрализованные финансовые услуги и инновациями в инфраструктуре DeFi, такими как решения для масштабирования систем блокчейна второго уровня и блокчейн-мосты. Однако быстрое распространение DeFi также привело к появлению новых рисков и проблем, включая уязвимость смарт-

контрактов, высокие сборы за транзакции в сети и неопределенность в сфере регулирования. По мере развития DeFi крайне важно решить технические и нормативные проблемы, которые могут препятствовать реализации ее потенциала по изменению финансового ландшафта. DeFi, хотя и использует другие методы, по своим основным функциям все еще тесно связана с традиционными финансами. Отражая эти аспекты, DeFi может потенциально усилить присущие финансовой системе уязвимости (IMF & FSB, 2023).

7. Появление NFT-активов.

Концепция NFT начала набирать обороты с появлением технологии блокчейн и криптовалют. Идея создания уникальных, неделимых токенов в сети блокчейн была возможна еще до появления термина "NFT". Различные блокчейн-проекты экспериментировали с уникальными токенами, представляющими собой цифровые активы или другие предметы реального мира. Однако в массовое сознание концепция NFT-активов вошла с запуском игры "CryptoKitties" на блокчейне Ethereum в 2017 году. В этой игре участники могли покупать, продавать и разводить уникальных цифровых кошечек, причем каждая кошка была представлена на блокчейне Ethereum в виде уникального токена, соответствующего стандарту ERC-721. ERC-721 — это предложение по усовершенствованию Ethereum, представленное в работе Entriken et al. (2018). Этот стандарт обеспечивает создание и работу с NFT-активами в блокчейне Ethereum.

8. Проекты цифровых валют центральных банков (ЦВЦБ).

В связи с ростом числа цифровых транзакций и появлением криптовалют центральные банки начали изучать идею выпуска собственных цифровых валют. По всему миру проводились исследования и дискуссии, направленные на понимание этой концепции и ее последствий. Банк международных расчетов (БМР) сообщает, что около 80% центральных банков мира уже концептуально или экспериментально работают над созданием ЦВЦБ (Kosse & Mattei, 2022).

Несколько центральных банков уже приступили к реализации и тестированию пилотных проектов по созданию собственных ЦВЦБ. Например, Народный банк Китая начал тестировать цифровой юань в нескольких городах КНР, а в августе 2023 года началось тестирование цифрового рубля. Однако по состоянию на сентябрь 2023 г., ни одна из крупных экономик не внедрила и не развернула систему ЦВЦБ в полном объеме, что затрудняет эмпирические исследования данного сектора.

9. Трилемма блокчейна – история и современность.

Еще в самом начале 2000-х годов ученый Эрик Брюэр сформулировал так называемую теорему CAP (Brewer, 2000). Согласно ей, у децентрализованной базы данных (к которой относится и блокчейн), может быть, только два из трех основных свойств —

согласованность (Consistency), доступность (Availability) и устойчивость к делению (Partition). Abadi and Brunnermeier (2018) формализовали данную трилемму применительно к блокчейну в следующем виде: «Ни одна система распределенного реестра не способна одновременно иметь все три свойства - точность (correctness), децентрализованность (decentralization) и экономическая эффективность (cost efficiency) одновременно». Тем не менее некоторые исследователи считают, что природа блокчейна более эффективна, чем централизованно управляемая традиционная база данных (Babich & Hilary, 2018a) в связи с чем трилемма может быть преодолена в будущих крипто-проектах.

Таким образом, несмотря на молодость сегмента цифровых активов, он прошел серьезный эволюционный путь, который привел к появлению сегментов DeFi, NFT и ЦВЦБ. Однако и в настоящее время цифровые активы сталкиваются со сложностями как технического, так и юридического характера, решение которых будет ознаменовать новую веху в развитии КИ и финансово-инвестиционной индустрии в целом.

1.3. Верхнеуровневое описание технологии блокчейн

1.3.1. Централизованные и децентрализованные сети

Блокчейн (Blockchain) — это технология распределенного реестра, обеспечивающая прозрачность, безопасность и неизменяемость данных путем ведения распределенного реестра записей, или "блоков", связанных между собой криптографическими механизмами (Hayes, 2023a). Блокчейн может быть реализован различными способами, но большинство из них имеют несколько общих черт. Мы можем рассматривать блокчейн как особую базу данных, структура которой является не централизованной, а общей, или распределенной. В связи с этим блокчейн часто называют технологией распределенного реестра. Эта технология является определяющим базисом криптовалют и одним из важнейших факторов их распространения и использования. На рис. 1.2 показаны три варианта построения сети – централизованная, децентрализованная и распределенная.

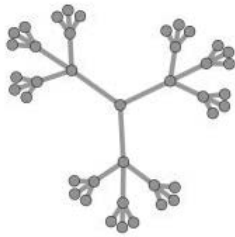


Рис. 1.2а. Централизованная сеть

Источник: URL: <https://github.com/QuantLet/CrixToDate>

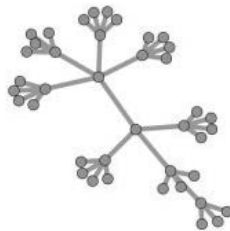


Рис. 1.2б. Децентрализованная сеть

Источник: URL: <https://github.com/QuantLet/CrixToDate>

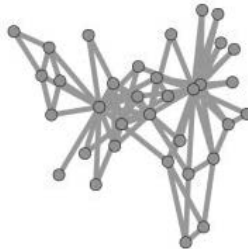


Рис. 1.2в. Распределенная сеть

Источник: <https://github.com/QuantLet/CrixToDate>

Распределенная сеть обеспечивает определенный уровень безопасности, поскольку атака на каждую копию базы данных вряд ли может быть осуществлена. Распределенные базы данных - не новинка, более того, большинство распределенных баз данных не являются блокчейнами. Ключевое различие между обычной распределенной базой

данных и базой данных, созданной на основе блокчейна, заключается в структуре (Babich & Hillary, 2018b). Если представить блокчейн как базу данных, то он разделен на подлисты (subsheets) данных, каждый из которых называется блоком («block»). В конце каждого блока находится дайджест («digest»), который суммирует содержимое блока. Дайджест повторяется в качестве первой строки следующего блока. Если в контекст существующего блока вносится какое-либо изменение, то дайджест для этого блока меняется, и он не будет соответствовать первой строке следующего блока. Когда сеть обнаруживает такое несоответствие, она исключает испорченный блок и заменяет его оригинальным. В этом смысле база данных является неизменяемой. При такой структуре (т. е. данные организованы в блоки, а обновления в блокчейне происходят только по принципу добавления, на основе соответствующего механизма консенсуса) крайне маловероятно, что история блоков может быть переписана. Дайджест в конце блока и в начале следующего генерируется криптографической функцией хеширования.

1.3.2. Хеширование

Хеш-функция («Hash function») — это односторонний математический алгоритм, который принимает входной сигнал и преобразует его в выходной сигнал, известный как хэш или дайджест. Хеширующие функции имеют долгую историю в информатике и являются неотъемлемой частью технологии блокчейн. Хеширование не следует путать с шифрованием. При шифровании файл зашифровывается с помощью ключа и расшифровывается с помощью ключа. В хешировании нет этапа расшифровки. Кроме того, хороший алгоритм хеширования делает вычислительно невыполнимой задачу поиска двух входных значений, которые дают одно и то же хеш-значение (выход), чем сложнее их найти, тем более криптографически защищена хэш-функция. Данное свойство называется устойчивостью к коллизиям и было детально рассмотрено в работах (Paar & Pelzl, 2010; Derose, 2015; Harvey, 2016).

Один из распространенных криптографических алгоритмов хеширования - Secure Hash Algorithm (SHA-256), имеет максимальный входной размер $2^{64}-1$ бит (более 2 млн терабайт) и выходной размер 256 бит. Выходной сигнал SHA-256 обычно представляется в шестнадцатеричной форме или, иначе говоря, шестнадцатеричной системе счисления (символы 0-9 и a-f). Таким образом вся входная информация будет храниться в очень коротком выводе - хэше. Если изменить только один фрагмент входных данных, например, пробел или запятую, то хэш будет совершенно другим. Приведем несколько примеров, которые можно попробовать выполнить с помощью пакета R "digest", библиотеки Python "hashlib" или многих онлайн-программ, например интерактивных репозиториях на Github.

Ввод: Hello CRIX

Выход:

f9a2b57d86cc4ba463a3bedbbe0c7e850da5b34c6bcc1a92b794308ceaf93761

Вход: Hallo CRIX

Выход:

0198c2ea3632efd2758cd40a5609037fe4aa1590850339ad6d6a7fd3e518ec65

Обратим внимание, что замена одной буквы с "e" на "a" полностью меняет хэш, что позволяет легко идентифицировать скомпрометированный блок.

Таким образом, от обычной распределенной базы данных блокчейн отличается уникальной структурой, которая линейно соединяет более мелкие фрагменты базы данных или блоки. Связывание происходит в виде криптографической функции хеширования. Любое изменение истории приведет к разрыву цепочки на конкретной копии базы данных. Когда цепочка разрывается, сеть исправляет ее, заменяя поврежденный блок на правильный.

1.3.3. Алгоритмы консенсуса и процесс добавления блоков в блокчейн

Криптовалюты, как валюты, не имеющие внутренней стоимости, могут функционировать только при наличии достаточного признания в обществе и веры в то, что эта валюта имеет приписываемую ей ценность. В обычной фиатной системе деньги имеют ценность, потому что люди, доверяют центральному банку, их эмитирующему, и стране. Потеря доверия порождает «бегство в твердые валюты». В криптовалютах корректность добавления в публичный блокчейн подтверждаются другими участниками сети. Поскольку центрального банка нет, и участникам не нужно доверять друг другу - доверие распространяется только на алгоритм и сеть, применяемые в конкретном блокчейне. Транзакция действительна только в том случае, если ее результат равен входу, то есть участник транзакции действительно имеет средства, которые хочет перевести. Исключение составляют только новые эмиссии криптовалюты, которые предопределяются алгоритмически. Почему же тогда для поддержания сети требуются огромные вычислительные мощности?

Большие затраты вычислительных мощностей связаны с типом алгоритма консенсуса Proof-of-work. Опасность использования простого SHA-256 заключается в том, что в результате мошеннических действий может быть изменен как один из прошлых блоков, так и все последующие блоки. Чтобы сделать это маловероятным, создатель Bitcoin Сатоши Накамото (2008) предложил идею алгоритма Proof-of-Work. Таким образом, вместо того чтобы просто предоставить любой вывод SHA-256, требуется специальный вывод SHA-256, содержащий много ведущих

нулей. Другими словами, предлагаемый хэш SHA-256 должен быть меньше или равен текущему целевому, чтобы блок был принят сетью в качестве следующего блока для добавления в блокчейн. Такой механизм гарантирует, что новый блок будет добавляться в блокчейн Bitcoin (BTC) в среднем каждые 10 минут (так называемое время блока). Чтобы найти этот специальный хэш, определенные пользователи сети, называемые майнерами, предоставляют свои вычислительные мощности сети. Они берут группу транзакций-кандидатов и циклически перебирают числа, пока на выходе не получится SHA-256, которое при этом содержит несколько ведущих нулей. Это число, которое добавляется к дайджесту транзакций, называется попсе. Требование к вычислительной мощности возникает потому, что ведущие нули определяются путем перебора. Вероятность одного ведущего нуля равна $1/16$, а вероятность, например, 18 ведущих нулей - $1/16^{18}$. Именно для такого поиска и требуется огромная вычислительная мощность.

Первый майнер, нашедший верный хэш представляет свою группу транзакций и попсе в сеть. После того как каждый узел проверит блок-кандидат, новый блок добавляется в блокчейн Bitcoin. Этот процесс представляет собой механизм консенсуса Bitcoin. Майнер, нашедший блок-победитель, вознаграждается определённым объемом токенов Bitcoin, которые он «добыл» или «намайнил» при создании блока. В настоящий момент (2023г) величина вознаграждения составляет 6,25 Bitcoin.

Однако для Bitcoin существует механизм халвинга. Чтобы оградить монету от инфляции, начиная с 2012 года, приблизительно раз в четыре года происходит халвинг — снижение вознаграждения майнеров вдвое. Следующий халвинг случится в 2024 году, после чего награда за добытый блок составит уже 3,25 BTC. Если дополнительные вычислительные мощности присоединяются к усилиям по майнингу в сети так, что блоки решаются менее чем за 10 минут, то алгоритм изменяет сложность сети в большую сторону для поддержания стабильности времени, необходимого на создание блока. Если вычислительные мощности уходят из сети, сложность сети может быть снижена.

Таким образом, добыча криптовалюты, использующей алгоритм Proof-of-Work, в некотором роде аналогична добыче золота. Майнеры тратят вычислительные мощности на поиск хэша, как описано выше. Майнеры получают вознаграждение только в том случае, если они первыми найдут выигранный хэш. Майнинг энергозатратен.

Однако Proof-of-work — это лишь один из подходов к достижению консенсуса, существует множество альтернативных механизмов, которые используют другой подход и могут не требовать таких высоких затрат на оборудование и энергию, с которыми сталкиваются майнеры Bitcoin. Так, например, вторая по капитализации криптовалюта, Ethereum, с 2022 года

отказалась от механизма Proof-of-Work в пользу Proof-of-Stake. Вместо того чтобы распределять добычу блоков пропорционально относительной мощности хэширования, алгоритм proof-of-stake распределяет блоки пропорционально текущим запасам (Buterin, 2014; Cotillard, 2015). В результате участники, владеющие наибольшим количеством криптовалюты особенно заинтересованы в корректной валидации новых блоков. Такой метод значительно улучшает быстродействие системы и существенно снижает энергопотребление. Помимо, PoW и PoS существует еще большое количество алгоритмов консенсуса. Некоторые из алгоритмов консенсуса представлены на рис. 1.3.



Рис. 1.3. Некоторые из используемых механизмов консенсуса

Источник: URL: <https://101blockchains.com/>

1.3.4. Основные этапы транзакции в системе блокчейн

Процесс транзакции и добавления нового блока в сети блокчейн схематично представлен на рис. 1.4.

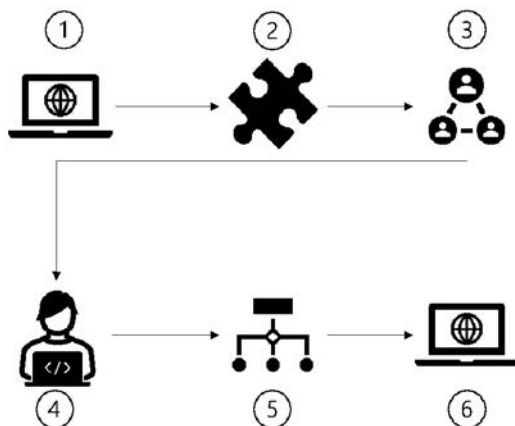


Рис. 1.4. Процесс транзакции и добавления нового блока в сети блокчейн

Рассмотрим детальнее данный процесс.

Этапы 1–2. Инициация транзакции: Транзакция начинается, когда владелец криптовалюты «А» инициирует платеж или перевод на кошелек другого пользователя «В». Детали транзакции, такие как адрес кошелька отправителя, адрес кошелька получателя и количество переведенных монет, собираются в файл.

Этап 3. Верификация транзакции: после того как транзакция инициирована, она передается в сеть компьютеров, называемых узлами или нодами. Эти узлы сверяют данные о транзакции с блокчейном, убеждаясь в том, что у отправителя достаточно средств для проведения операции и он не совершил двойных трат. Для этого используются преимущественно криптографические алгоритмы.

Этап 4. Транзакция в пуле памяти: после проверки транзакция попадает в пул проверенных транзакций, называемый пулом памяти или "mempool", и ожидает включения в предстоящий блок.

Формирование блока: Майнер компилирует эти проверенные транзакции в блок, который потенциально может стать новым блоком. Однако для добавления в блокчейн майнер должен подобрать правильное значение хэш-функции.

Этап 5. Добавление нового блока: когда майнер успешно решает головоломку, он добавляет новый блок в цепочку. Этот блок содержит список последних транзакций, ссылку на предыдущий блок (хэш предыдущего блока) и уникальный идентификатор блока (хэш текущего блока), создавая цепочку блоков - или блокчейн. На этом же этапе происходит вознаграждение майнера, который первый подобрал правильное значение. Затем обновленная версия блокчейна (включая

новый блок) дублируется на всех узлах сети, что обеспечивает согласованность всех копий базы данных.

Этап 6. Завершение перевода и поступление средств на кошелек пользователя В. Благодаря этому процессу блокчейн обеспечивает прозрачность, безопасность и децентрализацию транзакций. Хотя в зависимости от конкретного блокчейна или используемого алгоритма консенсуса этот процесс может иметь некоторые отличия, общие принципы остаются неизменными.

Таким образом, в данном параграфе мы в упрощенном виде рассмотрели процесс осуществления транзакции и добавления нового блока в блокчейн, использующий алгоритм Proof-of-Work, как, например, Bitcoin. Несмотря на кажущуюся сложность, платежные системы и криптовалюты, построенные на блокчейне, обладают рядом неоспоримых преимуществ, которые и позволили им за короткое время получить признание по всему миру.

ГЛАВА 2. ЛАНДШАФТ И ЭЛЕМЕНТЫ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ И ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ

В последние годы активы криптоиндустрии (КИ) стали значимой силой в финансовом мире. Криптовалюты, а также цифровые активы, такие как De-Fi токены и NFT-активы привлекли значительное внимание инвесторов, исследователей, регуляторов и политиков. Целью данной главы является описание основных элементов КИ, а также понимание их вклада в работу всей системы.

2.1. Рынок криптовалют

Рынок криптовалют в настоящее время превратился в технически сложную систему, которая состоит из большого количества элементов (рис. 2.1). Мы рассмотрим основные компоненты рынка криптовалют, которые способствуют его функциональности и росту.



Рис. 2.1. Основные элементы рынка криптовалют

1) Криптовалюты как основа рынка. Криптовалюты являются основой рынка, представляя собой цифровые валюты, использующие механизмы консенсуса для обеспечения безопасности транзакций. Bitcoin (BTC), Ethereum, Ripple (XRP) и Litecoin - одни из самых известных криптовалют, получивших широкое признание и распространение во всем мире. Каждая криптовалюта обладает уникальными характеристиками, сценариями использования и часто собственным блокчейном, что вызывает различный интерес инвесторов и влияет на динамику рынка.

1.1) Bitcoin (Биткойн, BTC), флагман криптовалют, является основным драйвером рынка. Bitcoin является первым примером использования концепции децентрализованной цифровой валюты, построенной на технологии блокчейн. Став первой криптовалютой, Bitcoin проложил путь к появлению и развитию многочисленных альткойнов и утвердился в качестве влиятельной силы в мире финансов.

1.2) Альткойны — это криптовалюты, отличные от Bitcoin. Они представляют собой разнообразные цифровые активы, появившиеся на волне успеха Bitcoin. Такие известные альткойны, как Ethereum, Ripple, Litecoin и Bitcoin Cash, заняли достойное место на рынке криптоактивов, предлагая уникальные возможности и сценарии использования. Альткойны служат катализатором инноваций и представляют собой альтернативу Bitcoin, удовлетворяя различные потребности и предпочтения криптосообщества.

2) Стейблкоины — это подвид альткойнов, которые предназначены для поддержания стабильной стоимости путем привязки их стоимости к существующим активам, таким как фиатные валюты (например, доллар США, евро), сырьевые товары (например, золото) или другие криптовалюты. Основная цель стабильных монет - обеспечить преимущества криптовалют, такие как децентрализация, безопасность и быстрота транзакций, и при этом минимизировать волатильность, обычно связанную с ними. Стейблкоины будут рассмотрены подробнее далее.

3) Технология блокчейн. В основе КИ лежит технология распределенного реестра или блокчейн. Эта технология устраняет необходимость в посредниках, способствуя проведению прямых одноранговых транзакций и повышая доверие и прозрачность рынка.

4) Смарт-контракты. Представляют собой самоисполняющиеся программы, в которых закодированы правила и логика финансовых операций, что позволяет создавать различные децентрализованные сервисы и приложения.

5) Криптовалютные биржи. Криптовалютные биржи — это онлайн-платформы, позволяющие пользователям покупать и продавать, т.е. торговать криптовалютами (Binance, Huobi, Coinbase, Kraken, Zaif, AscendEX, Garantex)⁸. Эти биржи выступают в роли посредников, соединяя покупателей и продавцов и предоставляя площадку для совершения сделок. Популярные биржи, такие как Binance, Coinbase, Bybit (ОАЭ), предлагают широкий выбор криптовалют, торговых пар и расширенные торговые возможности, а также информационную

⁸ URL: <https://coinmarketcap.com/ru/rankings/exchanges/>

поддержку участникам. Кроме того, биржи способствуют повышению ликвидности рынка, предоставляя пользователям услугу конвертации криптовалют в фиатные валюты и наоборот (Maheshwari, 2023). Coinbase обеспечивает поддержку бессрочных фьючерсных контрактов на Cardano, Chainlink, Dogecoin и Stellar на Coinbase International Exchange и Coinbase Advanced. Скандалами и банкротством в 2022 году закончилась деятельность биржи Сэма Бэнкмана-Фрида FTX Trading⁹. На пике успеха FTX занимала второе место после Binance по торговым оборотам и оценивалась в \$32 млрд. В ноябре 2022 года издание Coindesk, специализирующееся на криптоиндустрии опубликовало подтверждение того, что баланс фонда Alameda Research по большей части состоял из токенов биржи FTX (FTT), и фонд напрямую связан с FTX. Основатель Сэм Бэнкман-Фрид был обвинен в мошенничестве. Согласно требованию Налогового управления США (IRS), биржа FTX должна будет погасить задолженность в размере \$24 млрд, что втрое больше, чем обязательства площадки перед клиентами. Юристы FTX пытаются обжаловать эти начисления. Сотрудники биржи признались в растрате средств клиентов¹⁰.

По оценке Bloomberg, выручка Binance в 2023 году составила \$7,9 млрд, учитывая средний объем комиссий, спотовой и деривативной торговли. Создатели криптобирж стали известными людьми в инвестиционном мире. Состояние главы криптобиржи Binance Чанпэна Чжао несмотря на снижение с января 2022 года на 82%, на осень 2023 года оценивается \$17,3 млрд (данные Bloomberg Billionaires Index, 95 строчка в топе, на ноябрь 2023 у Бинанс уже новый CEO).

Делистинг токена с биржи традиционно крайне негативно отражается на цене криптоактивов. Например, сообщение о делистинге на Binance токена закрытого криптомиксера TORN (токена Tornado Cash, функционирующего на рынке с 2019 года и в 2023 году попавшего под подозрение американских властей о незаконных доходах на сумму более \$7 млрд в криптовалюте 9F10F11) привело к падению цены на 50% — с \$3,93 до \$1,9.

Страновые биржи работают не только в рамках ограниченной страны. Так, голландская криптобиржа Bitvavo в ноябре 2023 года получила лицензию для работы во Франции. 15 млн участников зарегистрировано на бирже и NFT маркетплейсе ОАЭ (Дубай) Bybit¹². Сегодня Bybit

⁹ URL: <https://www.rbc.ru/crypto/news/654ba4639a794709607c5dec>,
<https://www.rbc.ru/crypto/news/65448d449a794777df4b14cb>

¹⁰ URL: <https://www.rbc.ru/crypto/news/652583379a7947de2014fafa>

¹¹ россиянин Роман Семенов, живущий в Вашингтоне (США), считается одним из основателей криптомиксера Tornado Cash

¹² URL: <https://ru.wikipedia.org/wiki/Bybit>

остается одной из немногих криптобирж с широким набором функций, где по-прежнему можно купить криптовалюту за рубли с российских банковских карт и получить доступ к различным сервисам.

Специальная военная операция (СВО) РФ с февраля 2022 года существенно усложнила участие российских инвесторов на криптовалютных и фондовых биржах. Биржа Binance в ноябре 2023 года сообщила, что с 20 ноября удалит рублевые пары с крупнейшими криптовалютами. Делистинг касается торговых пар рубля с Ethereum, Solana, Ripple, Cardano и Arbitrum. По данным площадки, удаление торговых пар не повлияет на доступность токенов на спотовой платформе Binance. Клиенты по-прежнему будут иметь возможность торговать данными активами в парах со стейблкоинами и прочими валютами. Ранее Binance заявила о продаже своего российского бизнеса компании CommEX, а 15 ноября 2023 завершила поддержку депозитов в рублях. При этом вывод средств в российской валюте предполагается доступным до 31 января 2024 года.

Биржа Vubit стала в ноябре 2023 г. наиболее используемой гражданами России, их доля составила 20% совокупного трафика площадки. Высокая доля отмечалась также на HTX (14%), Deribit и MEXC (по 11%), Bitget (10%). У граждан США исторически наиболее популярными являются Coinbase — 59% и Crypto.com — 26%.

Исследовательские направления криптобирж интересны в области выхода на IPO. В этой книге мы не представляем наработок по этой теме, но готовим материал для следующей нашей академической работы. Насколько может быть удачным первичное размещение акций и как правильно выбрать время для этого? Как это может отразиться на криптоиндустрии и усилятся ли позиции биржи, выходящей на IPO (например, усилятся ли корейская биржа Vithumb в борьбе с Upbit на рынке криптовалют)? Эти открытые вопросы возникают в 2023 году по корейской бирже Vithumb, которая заявила о планах на первичное размещение своих акций. Заметим, что криптобирже из США Coinbase не повезло с IPO. Акции компании в 2023 году торгуются на 75% ниже цены размещения. IPO корейской биржи Vithumb ожидается на бирже KOSDAQ во втором полугодии 2025-го, сообщает Edaily. Потенциальным андеррайтером будет Samsung Securities. С одной стороны, выход на IPO может повысить прозрачность и доверие к бирже, привлечь новых инвесторов и капитал. Но, с другой стороны, Vithumb имеет проблемы с властями, обвиняется в манипуляциях. Для КИ успешное IPO может стать знаковым событием.

6) Мосты между блокчейнами (cross-chain bridges) - мосты между блокчейнами обеспечивают обмен информацией, криптовалютами или цифровыми активами между разными сетями. Мосты позволяют

обмениваться данными и токенами, которые в противном случае были бы изолированы друг от друга на разных блокчейнах (Kerner, 2023).

7) Крипто-кошельки. Криптовалютные кошельки — это цифровые инструменты, используемые для хранения, управления и обеспечения безопасности криптовалют. Кошельки бывают программные (мобильные, веб-кошельки) и аппаратные (физические устройства). Для обеспечения безопасности и защиты криптовалютных активов пользователей в таких кошельках используются методы шифрования и закрытые ключи. Кошельки обеспечивают пользователям полный контроль над своими активами и позволяют безопасно отправлять и получать криптовалюты (Frankenfield, 2023с). В 2023 году Binance запустила собственный Web3-кошелек.

8) Лаунчпады/Первичные предложения монет (ICO)/Первичное предложение игровых токенов (IGO): Различные механизмы привлечения средств для криптовалютных проектов. Большинство криптовалютных проектов на определенном этапе своего жизненного цикла привлекают средства от внешних инвесторов. По своим свойствам процесс привлечения средств и продажи токенов инвесторов аналогичен выходу компании на IPO или сбору средств на краудфандинг-платформах. Так Launchpad — это платформа или сервис в контексте блокчейн- и криптовалютных проектов, который предназначен для поддержки новых проектов, позволяя им привлекать средства и повышать свою узнаваемость в криптосообществе (Deer, 2023). Лаунчпады в первую очередь облегчают первоначальные предложения DEX (IDO) или первоначальные предложения монет (ICO), позволяя предлагать новые токены или монеты потенциальным инвесторам или пользователям. ICO и IGO предполагают выпуск и продажу инвесторам собственных токенов или монет в обмен на фиатную валюту или установленные криптовалюты. Эти токены представляют собой права собственности или участия в конкретном проекте или экосистеме.

9) Нормативно-правовая база. Нормативно-правовая база играет важную роль в формировании криптовалютного рынка. Правительства и регулирующие органы по всему миру начали вводить нормативные акты и рекомендации, направленные на решение проблем, связанных с защитой инвесторов, отмыванием денег и финансовой стабильностью. Эти нормативные акты направлены на создание более безопасной и прозрачной среды для участников рынка и стимулирование ответственного подхода к инновациям в криптовалютной сфере. Надлежащая нормативная база способствует повышению доверия инвесторов, институциональному внедрению криптовалют и росту рынка.

10) Инструменты анализа рынка, торговые индикаторы. Учитывая волатильность и сложность рынка, для принятия обоснованных решений и эффективной навигации на криптовалютном рынке инвесторам крайне необходимы инструменты анализа рынка и торговли. Инструменты технического анализа, фундаментального анализа и анализа настроений помогают оценить тенденции рынка, движение цен. Кроме того, торговые платформы, оснащенные дополнительными функциями, такими как стоп-лосс и лимитные ордера, позволяют инвесторам совершать сделки на желаемых ценовых уровнях, минимизировать риски и оптимизировать потенциальную прибыль.

Важное событие 2023 года – приобретение платформой CoinGecko11F12F13 поставщика NFT-данных Zash. «Приобретение Zash позволит нам предоставлять информацию о взаимозаменяемых и невзаимозаменяемых токенах бесшовно, в одном интегрированном предложении», — говорится в сообщении компании. CoinGecko ко II кварталу 2024 года планирует интегрировать индексацию NFT-данных с более чем 80 маркетплейсов, историю сделок и прочие сведения.

Arkham — это ИИ-платформа для анализа блокчейн-данных, которая предоставляет информацию о реальных организациях и отдельных лицах, стоящих за деятельностью крипторынка. Например, можно собрать информацию по Виталику Бутерину. Медиаресурс CoinMarketCap с 2023 года стал отображать у себя резервы бирж, которые согласились раскрывать их для спокойствия клиентов.

Мемные и социально-ориентированные токены.

Традиционному инвестору зачастую трудно понять логику криптофанатов. В ноябре 2023 биржа CoinEx провела листинг мем-токена SMURFCAT и запустила торги этой криптовалюты в паре с USDT. SMURFCAT (известен еще как Шайлушай/ Shailushai) основан на Ethereum. Криптовалюта создана в честь интернет-мема — смурфика, котика и грибочка. Токен бизируется на перераспределении вознаграждений за долгосрочный стейкинг и подкреплен механизмом сжигания монет.

Поведение мемных токенов крайне своеобразно и заслуживает отдельного анализа как с точки зрения финансовой экономики, так и с применением приемов социологии и психологии. В ноябре 2023 года Илон Маск поздравил свою собаку по кличке Marvin с днем рождения в Twitter (X). После этого цена мем-токена с тикером MARVIN взлетела на 430%. На фоне интереса к ИИ мем-токен GROK, появившийся на волне

¹³ URL: <https://www.coingecko.com/ru>. Zash была основана в 2021 году. Платформа предоставляет сведения о невзаимозаменяемых токенах в сетях Ethereum, Polygon и Solana.

новостей о GROK AI от Илона Маска, за неделю в ноябре 2023 года взлетел на 13 000% и достиг капитализации \$160 млн. Далее один из ранних покупателей мем-токена GROK продал токенов на \$252 000, что привело к падению цены 50%. Самое забавное в этой истории, что токен GROK никак не связан с бизнесом И. Маска, и рост интереса является типичным проявлением эффекта нейминга («слабости инвесторов к известным названиям»).

Часто криптовалюты ассоциируют исключительно с теневым рынком расчетов, а криптоактивы с игровой индустрией. Поэтому подчеркиваем направление социально-ответственных инвестиций. В мире появляется все больше криптовалют, направленных на улучшение экологической ситуации. Одной из таких инноваций стала цифровая валюта KWNCoin, созданная одноименной американской компанией. Она предоставляет возможность получать токены в обмен на чистую электроэнергию, произведенную из возобновляемых источников. Платформа упрощает процесс покупки и продажи экологически чистой энергии, стимулируя переход к более устойчивому энергетическому будущему. Второй пример «зеленой криптовалюты» — SolarCoin, целью которой является поддержка солнечной энергетики. Производители энергии регистрируют свои установки и создают кошельки, действующие аналогично банковским счетам. За каждый произведенный мегаватт-час солнечной энергии им начисляется Solarcoin. Этот проект стимулирует развитие проектов солнечной энергетики и вознаграждает сторонников этого направления. Третий пример более широкой по целям «зеленой криптовалюты» — EverGreenCoin. Каждый, кто приобретает эти токены, поддерживает различные экологические проекты по всему миру. Средства, собранные через эту криптовалюту, направляются на инициативы в области возобновляемых источников энергии, охраны водных ресурсов, здравоохранения и землепользования. Исследование поведения этих «зеленых криптовалют» и сопоставление с традиционными криптовалютами – новое направление, по которому еще только собираются данные.

11) Инвестиционные продукты на основе криптовалют (права на крипто). Обычно под инвестиционными продуктами понимается ETP (Exchange Traded Products). Bitcoin ETP предназначены для спекуляций на курсовой разнице. Эти продукты не предполагают реальных инвестиций в криптовалюту. Соответственно, для них характерны «пузыри» и последующие просадки курсов из-за использования кредитного плеча. Инвесторам следует иметь ввиду высокие комиссии и сборы. Помимо стандартных комиссий брокера, Bitcoin ETP взимает дополнительные сборы за управление и администрирование. Это

уменьшает доходность инвестиций. Поскольку инвестор не владеет напрямую Биткоинами, а только имеет права на них через ETP, возникает риск невыполнения обязательств управляющей компанией (риск контрагента). Инвестор не может самостоятельно хранить и перемещать биткоины, на которые он имеет права через ETP. Ликвидность Bitcoin ETP может быть ниже, чем у самого биткоина, особенно на менее развитых рынках и площадках.

Grayscale Investments (крупнейший в мире криптоуправляющий) предложил в 2023 году инвесторам серию псевдо-ETF на основные популярные криптовалюты, среди которых GBTC US и ETHE US. GBTC и ETHE — это доверительные трасты, первый вкладывается в биткоин, второй — в эфир. Этим трастам запрещен механизм подписки и погашения паёв, который в традиционном виде обеспечивает арбитраж и приведение стоимости чистых активов к стоимости базового актива (как например, с ETF на золото). У фонда (за которым стоит траст) есть lock-up период, не позволяющий продавать на внебиржевом рынке 6 месяцев. Инвесторы, купившие паи на пике стоимости биткоина, платят 2% комиссии за управление или продают паи с убытком (в начале продажи паев спрос был чрезвычайно высок и паи фонда торговались с премией к биткоину, которая доходила до 41%). Альтернатива – ждать разворота растущего тренда. Возможности конвертировать (погасить) паи фонда в биткоин у инвесторов нет.

Понимание основных компонентов крипторынка и их взаимозависимости необходимо для успешной навигации на этом динамичном и постоянно меняющемся рынке. Благодаря постоянному развитию технологий, регулирования и принятия криптовалют, криптовалютный рынок готов изменить традиционные финансы, предлагая новую эру финансовой децентрализации, прозрачности и инноваций.

2.2. Важность стейблкоинов для криптовалютного рынка

Стейблкоины (Stablecoins) стали заметным сегментом на криптовалютном рынке, обеспечивая стабильность обменного курса и снижая волатильность цен, присущую традиционным криптовалютам, таким как Bitcoin или Ethereum. Они в значительной мере отличаются от обычных криптовалют. Как следует из названия, стабильные монеты обеспечивают стабильность цены за счет привязки их стоимости к определенной фиатной валюте, например, к доллару США (USDC). Далее мы подробно рассмотрим концепцию стейблкоинов, покажем их различные виды и проанализируем их значение для КИ.

Стейблкоины обычно хранят в сети Ethereum, внося их на AAVE или Compound. USDC официально выпускается на всех топовых сетях: Ethereum, Arbitrum, Avalanche, Base, Optimism, Solana, Polkadot. Но есть и USDC, перенесенные через мосты, например usdc.e на Avalanche или usdc.e на Arbitrum. Но тут существует риск: если мост будет взломан, а стейблкоин не размещен в той сети, где эмитент нативно их выпускает (перенесен через мост), то обеспечение в USDC будет потеряно, usdc.e потеряет свою привязку к доллару. Для стейблкоинов с привязкой к доллару (USDC) обычно таких проблем не возникает. Tether нативно выпускает USDT на Tron, Ethereum, Avalanche, Solana и других менее популярных блокчейнах. А вот Arbitrum, Optimism, Polygon, Base, BSC в список нативных эмитентов не входят. То есть USDT на этих сетях несет риск взлома мостов, с помощью которых эти стейблкоины были перенесены. DAI и FRAX выпускаются только в сети Ethereum, а на все остальные сети эти стейблкоины были перенесены через мосты. В этом плане они находятся под риском.

С инвестиционной точки зрения стейблкоины — это криптовалюты, которые предназначены для поддержания стабильной стоимости криптоактива путем привязки к какому-либо внешнему активу или корзине активов. Наиболее распространенный тип стейблкоинов привязан к фиатной валюте, как правило, к доллару США, в соотношении 1:1. Таким образом, на каждый находящийся в обращении стейблкоин приходится эквивалентный запас выбранной фиатной валюты, хранящийся в ценных бумагах или резервном фонде. Цель создания стейблкоинов - объединить преимущества криптовалют, такие как транзакции без границ и децентрализованные операции, со стабильностью фиатных валют (Hayes, 2023).

Французский банк Societe Generale готовит к размещению на бирже Bitstamp собственный стейблкоин EUR CoinVertible (EURCV). Монета будет привязана к курсу евро. EURCV будет доступен для широкого круга инвесторов. Залоговое обеспечение стейблкоина будет храниться у третьей стороны, поэтому держатели стейблкоина не будут подвержены ряду рисков. Ранее бразильский банк BTG Pactual объявил о запуске стейблкоина BTG Dol, привязанного к курсу доллара (90% стейблкоинов привязаны к доллару).

Существует три основных типа стейблкоинов: стейблкоины с фиатным обеспечением, стейблкоины с криптовалютным обеспечением и алгоритмические стейблкоины.

- 1) Стейблкоины с фиатным обеспечением обеспечены резервами фиатных валют. Каждый выпущенный стейблкоин имеет определенное количество конкретной фиатной валюты в резерве. Примерами стабильных монет с фиатным обеспечением являются

Tether (USDT) и USD Coin (USDC). Надежность и безопасность использования данного типа стейблкоинов во многом зависит от качества резервов (акции, облигации, денежные средства), которые обеспечивают стейблкоин.

- 2) Стейблкоины с криптовалютным обеспечением обеспечены резервом других криптовалют. Соотношение определяется стоимостью криптовалют, находящихся в резерве. Ярким примером стейблкоина такого типа является Dai компании MakerDAO, где в качестве залога для создания Dai используется Ethereum.
- 3) Алгоритмические стейблкоины не имея явного залогового обеспечения для поддержания стабильности используют алгоритмы и смарт-контракты. Для стабилизации стоимости этих стабильных монет используются такие механизмы, как корректировка предложения и сжигание токенов. Примером алгоритмического стейблкоина является Terra USD, пережившая рыночный крах весной 2022 года.

Основные плюсы использования стейблкоинов:

- 1) Снижение волатильности. Обеспечивая стабильную стоимость, стейблкоины позволяют пользователям хранить и переводить денежные средства, не беспокоясь о резких колебаниях цен. Такая стабильность особенно ценна для физических и юридических лиц, которым необходимо надежное средство обмена и хранения средств. Так же стоимости стейблкоинов делает их более удобными для повседневных операций, таких как онлайн-покупки или денежные переводы.
- 2) Посредник между традиционными финансовыми рынками и рынком криптовалют. Стейблкоины выступают в качестве связующего звена между криптовалютами и традиционными финансовыми рынками. Они обеспечивают простую и быструю конвертацию денежных средств между криптовалютами и фиатными валютами, предоставляя пользователям возможность гибко распоряжаться цифровыми активами.
- 3) Доступ к сектору децентрализованных финансов (DeFi). Стейблкоины являются важным компонентом экосистемы децентрализованных финансов (DeFi). Платформы DeFi предлагают такие финансовые услуги, как кредитование, заимствование и торговля на децентрализованных биржах, построенных на основе смарт-контрактов. Стейблкоины позволяют пользователям участвовать в деятельности DeFi, не подвергаясь волатильности традиционных криптовалют.

Таким образом, нельзя отрицать важную роль стейблкоинов в повышении уровня принятия криптовалют, облегчении торговли

криптовалютами и обеспечении доступа к рынку DeFi. По мере развития криптовалютного рынка стейблкоины, будут играть все более важную роль, помогая преодолеть разрыв между цифровыми активами и традиционными финансовыми системами.

Рейтинговое агентство S&P Global Ratings начало оценивать риски восьми ведущих мировых стейблкоинов. Новый показатель от S&P оценивает способность криптовалюты поддерживать стабильный курс по отношению к базовому активу. Рейтинг представляет собой шкалу от 1 (очень сильная оценка) до 5 (слабая). Самый широко распространенный актив Tether (USDT) получил от компании почти самую низкую оценку — 4 балла. Агентство S&P Global включило в рейтинг монеты, привязанные к курсу доллара США: Dai (DAI), First Digital USD (FDUSD), Frax (FRAX), Gemini Dollar (GUSD), Pax Dollar (USDP), Tether (USDT), True USD (TUSD) и USD Coin (USDC). Ни один из перечисленных активов не получил наивысший балл. GUSD, USDP и USDC были оценены на 2 (сильная оценка). USDT и DAI получили «сдержанные» 4 балла, а TUSD и FRAX — «слабые» 5 баллов.

2.3. Сектор децентрализованных финансов

Осознание важности опыта и навыков работы в DeFi пришло с новостными событиями о блокировке или запрете криптовалют в тех или иных странах. Тут важно понимать, что криптовалюту невозможно заблокировать и запретить, если участник крипторынка пользуется некастодиальными кошельками (кошельки, в которых доступ к приватным ключам есть только у собственника). Если же участник крипторынка использует биржи для хранения, то криптовалюта там находится под риском. Кейсов блокировки криптовалют на бирже достаточно много.

В 2020 году сфера децентрализованных финансов (De-Fi) произвела революцию как в мире традиционных финансов, так и в мире криптовалют, что открыло новые возможности для роста и развития рынка цифровых активов. Прежде чем переходить к детальному изучению DeFi активов, рассмотрим основные отличия между криптовалютами и DeFi активами. Различия между DeFi и криптовалютами/цифровыми активами заключаются главным образом в целях использования и областях применения:

- Цели: DeFi фокусируется на переосмыслении традиционных финансовых услуг и продуктов в рамках децентрализованной структуры, в то время как криптовалюты и цифровые активы в первую очередь выступают в качестве цифрового средства платежа в соответствующих блокчейн-сетях.

- Сфера применения: DeFi охватывает широкий спектр приложений, включая децентрализованные автономные организации (DAO), платформы кредитования и заимствования, децентрализованные биржи (DEX), рынки деривативов, платформы управления активами и др. В отличие от них, криптовалюты и цифровые активы представляют собой отдельные токены или монеты в рамках соответствующих экосистем, каждая из которых обладает уникальными свойствами и функциями.
- Приложения: Протоколы DeFi используют криптовалюты и цифровые активы для своих различных финансовых приложений. Например, кредитные платформы DeFi могут использовать такие цифровые активы, как стейблкоины и криптовалюты в качестве залога при выдаче кредитов. Эти цифровые активы служат неотъемлемым компонентом экосистемы DeFi, но имеют разные функциональные возможности и не являются синонимом DeFi.

Таким образом, DeFi представляет собой более широкую финансовую экосистему, построенную на технологии блокчейн и направленную на демократизацию и децентрализацию финансовых услуг, а криптовалюты и цифровые активы выступают в качестве цифровых форм стоимости или валюты, которые облегчают транзакции и позволяют участвовать в работе этих платформ DeFi.

После изучения уникальных черт рынка DeFi рассмотрим его основные элементы представленные на рис. 2.2:



Рис. 2.2. Основные элементы рынка DeFi

1. Криптовалюты и стейблкоины. Криптовалюты составляют основу рынка De-Fi активов. Цифровые валюты, такие как Bitcoin, Ethereum или Polygon, построены на технологии распределённого реестра Blockchain и представляют собой децентрализованную форму финансовых активов. Криптовалюты служат основой для различных проектов и платформ De-Fi, позволяя осуществлять одноранговые транзакции и устраняя необходимость в посредниках.
2. Децентрализованные биржи (DEX). Децентрализованные биржи (DEX) – платформы для децентрализованного обмена активов без доверия третьим лицам (например, Uniswap и TraderJoe). Платформы основаны на пулах ликвидности, куда каждый участник может внести свои активы для получения комиссий¹⁴. Децентрализованные биржи являются важнейшим элементом инфраструктуры на рынке De-Fi активов. В отличие от традиционных централизованных бирж, DEX биржи работают на основе смарт-контрактов, позволяя пользователям напрямую обмениваться криптовалютами друг с другом. Благодаря отсутствию необходимости в посредниках DEX повышают безопасность, снижают затраты и предоставляют пользователям больший контроль над своими активами.

Самые популярные DEX — Uniswap, Curve, Maverick Protocol, PancakeSwap, Balancer

3. Смарт-контракты. Смарт контракты играют важнейшую роль в функционировании сегмента DeFi, поскольку именно самоисполняющиеся контракты позволяют DeFi протоколам и приложениям быстро и эффективно выполнять свои функции.
4. Мосты - позволяют перенести активы с одной сети на другую (например, с Arbitrum на Ethereum или с Binance Smart Chain на Avalanche). Мосты важны для обхода централизованных бирж. Перемещение активов позволяет реализовать арбитраж в реализации более доходных стратегий. Например, торговая пара ETH/USDC на Arbitrum может приносить больше доходности, чем такая же пара на сети Optimism.
Популярные мосты: Stargate Finance, cBridge, Access Protocol

¹⁴ У пользователей в DeFi есть спрос на обмен активов: поменять ETH на USDT, AVAX на USDC, USDT на USDC и т.п. Для проведения обменов нужна ликвидность. Ликвидность предоставляют пользователи, которые хотят зарабатывать на комиссиях (например, обмен 1 ETH на 2000 USDC потребует уплаты 0,15% комиссии от суммы сделки). Эту комиссию получают провайдеры ликвидности в этой торговой паре.

5. Управляющие токены и DAO (Decentralized Autonomous Organizations). Токены управления и DAO являются важными элементами рынка De-Fi активов. Токены управления предоставляют пользователям право голоса и право принимать решения в рамках платформ De-Fi, позволяя им влиять на модернизацию протоколов, структуру комиссионных сборов и другие важные параметры. DAO, созданные с помощью токенов управления, обеспечивают децентрализованное управление и коллективное принятие решений, расширяя возможности инициатив сообщества в экосистеме De-Fi.
6. Dapp. Decentralized Application или децентрализованные приложения – это многочисленные сервисы и приложения, построенные с использованием смарт-контрактов и предоставляющие различные услуги для пользователей сегмента DeFi. Например, многие DeFi приложения представляют платформы кредитования и заимствования. Используя смарт-контракты, пользователи могут предоставлять свои активы в долг и получать проценты, а также брать активы в долг, предоставляя залог. Так же существуют платформы по предоставлению ликвидности или фармингу доходности (Yield Farming). Фарминг доходности стал одним из самых популярных видов деятельности на рынке De-Fi активов. Он предполагает предоставление пользователями ликвидности (пулы ликвидности) децентрализованным биржам или платформам в обмен на вознаграждение, как правило, в виде дополнительных токенов платформы. Инвесторы стремятся получить максимально возможную доходность, стратегически распределяя свои активы между различными платформами De-Fi, способствуя предоставлению ликвидности и получая дополнительные токены в качестве поощрения.
7. Lending маркететы - инструменты децентрализованного кредитования, где инвестору можно под залог активов (BTC, ETH) взять стейблкоины или другие волатильные активы. Инвестор также может внести свои активы на депозит под процент, без взятия займа. Самые популярные Lending маркететы — AAVE и Compound Finance. Средняя ставка по займу в DeFi для стейблкоинов составляет 3.5% в год на текущий момент. Например, инвестор взял 1000 USDC под 3,5% и в конце года сумма займа составит 1035 USDC. Иногда Lending маркететы используют эмиссию своих токенов для привлечения ликвидности, как это делает Compound Finance.
8. CDP (Collateralized Debt Position) — инструмент, позволяющий выпустить стейблкоины, оставив в залоге свои активы (BTC, ETH и другие). Отличается от Lending маркетов тем, что такие стейблкоины не берутся в

займ, а выпускаются через смарт-контракт напрямую на кошелек участника. Самый популярный CDP стейблкоин это DAI. Все DAI в обращении подкреплены залогом, который стоит больше, чем суммарная капитализация DAI.

9. WalletConnect это способ подключения кошелька участника рынка к DeFi инструментам. Например, участник установил Metamask или Trust Wallet на телефон и хочет подключиться к Uniswap, AAVE или другим инструментам DeFi рынка. С 2023 года подключение по walletconnect не высвечивается, если реализуется вход с российского IP адреса.
10. Оракулы — программы, которые передают информацию напрямую в смарт-контракты (например, в Lending маркеты). Информация о цене BTC на крупных централизованных и децентрализованных биржах собирается и передается напрямую в контракт, который отвечает за выдачу займа. Актуальная цена Биткоина важна, чтобы каждому участнику понимать, сколько он может взять денег в займ под залог, например, 1 BTC.

Типичные шаги участника криптоиндустрии по работе с DeFi в инвестиционных целях:

1. Создать аккаунт на бирже Bybit (для покупки криптовалюты через P2P и последующего вывода денег на свой кошелек).
2. Создать кошелек (например, Metamask или Core Wallet).
3. Инструмент Chainlist позволит добавить в кошелек все актуальные сети для работы
4. Подключить Lending Маркет AAVE и внести активы (стейблкоины или Биткоин) в депозит. Более опытные участники под активы берут займы.
5. Совершать операции на децентрализованных биржах, например, на TraderJoe и Uniswap V3.

Таким образом, рынок De-Fi активов является важным элементом рынка цифровых активов. Криптовалюты, DEX, децентрализованные и DAO образуют фундамент нового рынка децентрализованных активов.

2.4. Невзаимозаменяемые токены (NFT)

NFT стали главной новостной и технологической сенсацией 2020 - 2021 года. Совокупный объем продаж NFT активов за 2021 год составил около 18 млрд долларов, рост составил более 200 раз относительно результатов 2020 года (Интерфакс, 2021). Далее рассмотрим основные компоненты рынка NFT, их значение, функциональные возможности и то, как они в совокупности формируют эту развивающуюся экосистему. Основные элементы NFT-рынка представлены на рис. 2.3.

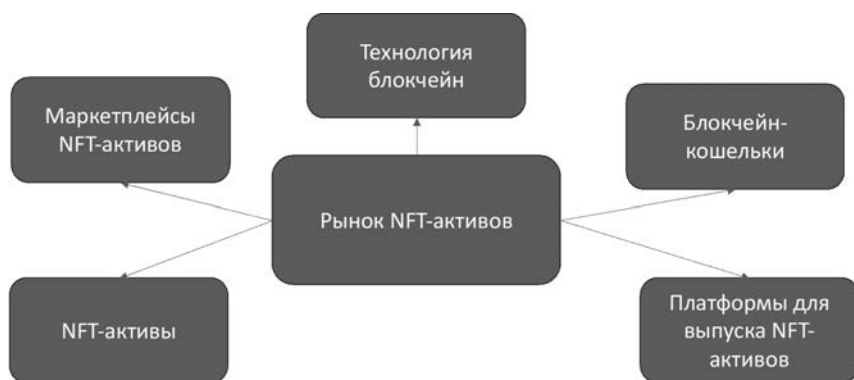


Рис. 2.3. Основные элементы рынка NFT-активов

1. NFT. В основе рынка NFT лежат токены, представляющие собой уникальные цифровые активы, которые являются неделимыми, единственными в своем роде и имеющими ограниченное предложение. В отличие от криптовалют, которые являются взаимозаменяемыми, NFT-активы являются уникальными, имеют свои собственные характеристики и ценность. Большинство NFT- токенов выпускаются на блокчейне Ethereum, и ассоциируются с определенными метаданными, такими как право собственности, создатель токена и уникальные атрибуты токена. NFT-активы нашли применение в различных областях, включая искусство, коллекционирование, виртуальную недвижимость, игры и многое другое.
2. Технология блокчейн. Технология блокчейн играет важную роль на рынке NFT, обеспечивая необходимую инфраструктуру для создания, торговли и верификации NFT. Использование технологии блокчейн гарантирует подлинность, происхождение и ограниченность предложения NFT, повышая доверие и снижая риск подделки или дублирования активов. Смарт-контракты, являющиеся ключевой особенностью блокчейна, обеспечивают автоматическое выполнение

транзакций и соблюдение условий передачи собственности на цифровые активы.

3. Маркетплейсы NFT-активов. Маркетплейсы NFT-активов представляют собой онлайн-платформы, связывающие покупателей и продавцов и позволяющие осуществлять торговлю NFT. Эти площадки выступают в качестве посредников, предоставляя художникам, авторам и коллекционерам рынок и инфраструктуру для чеканки, размещения и продажи NFT. Такие популярные торговые площадки, как OpenSea, Rarible и SuperRare предлагают широкий спектр цифровых активов различных категорий. Маркетплейсы NFT помимо покупки и продажи активов позволяют художникам получать роялти от последующих продаж токенов.
4. Блокчейн-кошельки. Блокчейн кошельки играют важную роль на рынке NFT, обеспечивая безопасное хранение и управление NFT-активами. В этих цифровых кошельках хранятся закрытые ключи, необходимые для доступа к NFT и управления ими, что обеспечивает безопасность и право собственности на эти активы. Кошельки позволяют пользователям просматривать свои коллекции NFT, метаданные токенов и инициировать транзакции на маркетплейсах.
5. Платформы для создания NFT и токенизации активов. Платформы для токенизации позволяют создавать и токенизировать цифровые активы, превращая их в NFT. Чаще всего крупные маркетплейсы, такие как OpenSea имеют функциональные средства для создания NFT. Упрощенно схема выпуска NFT на OpenSea выглядит следующим образом:
 - 5.1. Создание или подключение кошелька: чтобы создать NFT на OpenSea, пользователи должны сначала завести кошелек, совместимый с Ethereum, например MetaMask, и подключить его к платформе.
 - 5.2. Создание коллекции: Пользователи могут создать собственную уникальную коллекцию для размещения и категоризации своих NFT. Коллекция обычно состоит из названия, описания, логотипа, баннера и специального URL-адреса.
 - 5.3. Минтинг (от англ. Mint – чеканка) NFT: чтобы создать NFT, автор переходит в раздел "Добавить новый элемент" своей коллекции и загружает цифровой файл (например, изображение, видео, аудио или 3D-модель). Затем необходимо указать конкретные сведения об объекте, такие как название, описание и такие свойства, как атрибуты, редкость или уровень. Кроме того, автор может включить роялти, что позволит ему получать при каждой перепродаже NFT. После ввода всей необходимой информации автор может приступить к минтингу NFT.
 - 5.4. Размещение на торговой площадке: после успешного минтинга NFT автор может разместить его на торговой площадке OpenSea, указав цену

товара, валюту (как правило, ETH или другие токены ERC-20) и формат аукциона (например, продажа по фиксированной цене или торги).

Таким образом, рынок NFT-активов включает в себя несколько взаимосвязанных компонентов, которые обеспечивают его функциональность и рост. Поскольку рынок NFT продолжает развиваться и охватывать новые области, перед ним открываются как возможности, так и проблемы. Понимание основных компонентов и их взаимозависимости необходимо для успешной навигации по этому динамичному ландшафту и использования потенциала NFT для преобразования цифровой экономики.

ГЛАВА 3. РИСКИ ИНВЕСТИЦИЙ В КРИПТОВАЛЮТЫ

Криптовалюты стали одной из наиболее инновационных и потенциально выгодных инвестиционных возможностей современной эпохи, все более движутся к статусу «цифрового золота». Капитализация криптовалютного рынка на ноябрь 2023 года достигла \$1,449 трлн. Благодаря своей децентрализованной природе и обещаниям огромных доходов криптовалюты привлекли миллионы инвесторов по всему миру. Однако криптовалюты несут в себе многочисленные риски, о которых инвесторы должны знать, начиная от крайней волатильности цен и заканчивая проблемами в сфере регулирования и доступа к кошельку (кейс про забывчивого банкира мы уже приводили во введении). Далее мы подробно рассмотрим риски, связанные с инвестициями в криптовалюты, чтобы помочь инвесторам принимать обоснованные решения.

1. Волатильность рынка

Одним из основных рисков, связанных с инвестированием в криптовалюты, является крайняя волатильность (Рис. 3.1). В отличие от традиционных финансовых рынков, криптовалюты могут испытывать резкие и непредсказуемые колебания цен в течение короткого промежутка времени. Такая волатильность может приводить не только к значительному росту цены, но и к катастрофическим потерям вложенных средств. Например, Bitcoin, в конце 2017 года пережил мощный скачок цен, достигнув почти 20 000 долл. за монету. Однако к началу 2018 года цена упала до уровня ниже 4000 долларов, что привело к значительным потерям для многих инвесторов. К ноябрю 2023 года цена поднялась до 36 тысяч. В начале ноября 2023 биткойн обновил максимум с апреля 2022 года, достигнув отметки \$37 000. С начала 2023 года стоимость крупнейшей криптовалюты выросла более чем в 2 раза. Эфир превысил уровень \$2000 впервые с апреля этого года на новости о том, что Blackrock подал заявку на спотовый ETF на эфир.

Так как криптовалюты в основном увлекают молодежь, то много аналогий ищется в анимации и молодежном сленге. Например, часто диагностируют "паттерн Барта" (от имени персонажа мультсериала Симпсоны - Барта Симпсона). Этот паттерн часто возникает на рынке Биткойна в периоды низкой волатильности и неактивной торговли. После затишья происходит резкий скачок цены вверх или вниз из-за крупных ордеров на покупку или продажу. Далее ситуация нормализуется, цена консолидируется на новом уровне в течение нескольких дней (эта конфигурация напоминает форму головы Барта). Затем следует еще один скачок цены, сопоставимый с первоначальным. Если первое движение было восходящим, «Барт организует движение вниз». Если рост был пампом, «Барт обеспечит еще больший дамп».

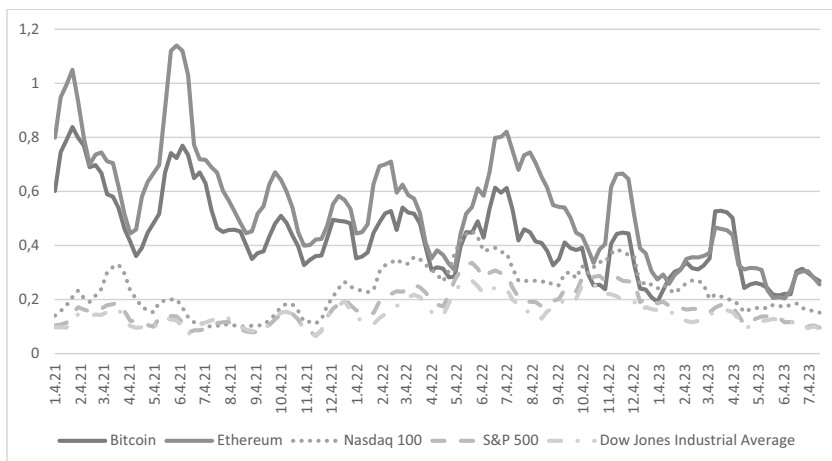


Рис. 3.1. Волатильность Bitcoin и Ethereum по сравнению с S&P, Nasdaq и DJIA. Данные на 07.2023
Источник: Intotheblock.com

Очень волатильны мемные токены (например, Pepe), которые подвержены ценовым манипуляциям. Они могут показать рост в десятки и сотни процентов за короткий промежуток времени без видимых причин.

2. Манипулирование рынком.

Отсутствие централизованного контроля и большая доля частных инвесторов делают криптовалютный рынок восприимчивым к различным «вбросам новостей» и манипуляциям, таким как схемы "Pump и Dump", а также создает потенциал мошеннических операций. Опора инвесторов на соцсети позволяет «кукловодам» искусственно взвинчивать цену конкретной криптовалюты, привлекая ничего не подозревающих инвесторов, которые впоследствии несут значительные потери при обвале рынка. Поэтому инвесторы должны проявлять осторожность и проводить тщательные исследования как причин изменения цены крипты, так и репутации площадки и инфлюэнсеров в каналах коммуникаций инвесторов.

На этом рынке превалярования физлиц в полной мере проявляются все байесы поведенческих финансов. Яркий пример осени 2023 года – эффект нейминга. Аналог ChatGPT от Илона Маска привел к появлению целой серии криптовалютных токенов GROK. Создатели токенов воспользовались ажиотажем вокруг нового чатбота. Новостной фон увеличил капитализацию новых спорных по качеству монет до десятков миллионов долларов. Только за выходные дни анонимные разработчики-

мошенники выпустили порядка 400 токенов с разными вариациями слова GROK. Заметим, что эти новые токены никакого отношения к компаниям Илона Маска не имеют и не дают никаких прав или доступа к продуктам компаний Маска. Их цена и капитализация выросли исключительно за счет спекуляций и манипуляций на ранней стадии торговли этими активами. В долгосрочной перспективе у таких токенов мы не видим будущего и ожидаем крах цены.

3. Отсутствие нормативного регулирования.

Криптовалюты функционируют вне рамок традиционных финансовых систем, что создает определенные трудности для регулирующих органов во всем мире. В то время как правительства стремятся обеспечить защиту инвесторов, предотвратить отмывание денег и поддерживать стабильность рынка, децентрализованный и глобальный характер криптовалют создает значительные проблемы в области регулирования.

Правительства и Центральные банки ряда стран крайне негативно смотрят на КИ, видя возможности «отмывания грязных денег» и финансирования терроризма.

4. Кибератаки.

Частые взломы и кибератаки могут подорвать доверие к экосистеме криптовалют. Безопасная среда необходима для роста и общественного признания цифровых валют. Так общая сумма денег, потерянных в результате взломов сервисов связанных с криптовалютами в 2022 году, составляет около 3,7 млрд долларов США. Детальная статистика взломов за 2022 год представлена на рис. 3.2.

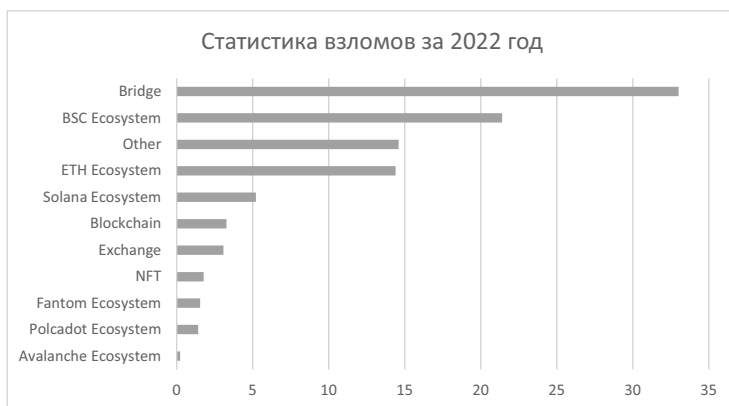


Рис. 3.2. Главные объекты взломов в 2022 году

Источник: Chainanalysis.com

За неполный 2023-й потери криптоиндустрии от взломов составили менее половины показателя за весь прошедший год. Согласно отчету TRM Labs, с января по ноябрь 2023 года было украдено около \$1,7 млрд в ходе 160 атак, тогда как в 2022-м показатель составил почти \$4 млрд. Внедрение систем мониторинга и обнаружения аномалий, укрепление цифровых кошельков и платформ значительно повысили безопасность.

5. Неполная анонимность.

Одно из ключевых заблуждений, связанных с криптовалютой, — это утверждение о том, что она гарантирует анонимность. Хотя транзакции не связаны с личными данными, они записываются напрямую в блокчейн. Такая прозрачность позволяет любому желающему просмотреть историю транзакций, включая адреса отправителя и получателя. Более того, по мере того как криптовалютные биржи и кошельки все больше соблюдают правила Know Your Customer (KYC), становится возможным связать эти адреса с реальными личностями.

6. Концентрация средств.

Еще одним аспектом, который ставит под сомнение утверждение о децентрализации в мире криптовалют, является концентрация денежных средств. Небольшой процент владельцев криптовалют владеет значительной долей общего объема предложения. Такая концентрация богатства позволяет этим физическим или юридическим лицам оказывать значительное влияние на рынок. Их действия могут влиять на стоимость валюты и, в определенной степени, диктовать направление развития всей экосистемы. В этом смысле власть в сети распределена неравномерно, что вызывает сомнения в ее истинной децентрализации. Так на рис.3.3. приведена статистика по концентрации объема криптовалют у разных категорий инвесторов для Bitcoin, Ethereum и USDT(Tether).

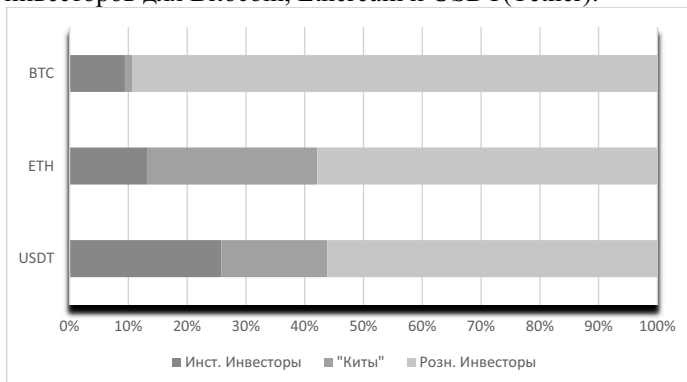


Рис. 3.3. Концентрация объема криптовалют у разных категорий инвесторов. Данные на 07.2023

Источник: Intotheblock.com

7. Централизация майнинга.

Майнинг является важнейшим компонентом криптовалютной экосистемы. Однако процесс майнинга становится все более централизованным: несколько майнинговых пулов контролируют значительную долю вычислительных мощностей. Такая концентрация майнинговых мощностей подрывает принцип децентрализации, поскольку несколько организаций имеют возможность контролировать сеть и потенциально манипулировать транзакциями. Кроме того, такие майнинговые операции потребляют огромное количество энергии, что вызывает экологические проблемы, которые еще больше ставят под сомнение принцип децентрализации.

8. Управление и принятие решений.

Децентрализация подразумевает, что решения принимаются коллективно и демократично. Однако процессы управления и принятия решений зачастую централизованы. Обновления и изменения в протоколе блокчейна требуют консенсуса между участниками сети. В случае недостижения консенсуса часто происходит процесс, называемый "Хардфорк". Хардфорк — это процесс создания новой криптовалюты путем копирования исходного кода и последующего внесения необходимых изменений. Иногда хардфорки используют для запуска новых криптовалютных проектов, а иногда как ветвь исходного проекта, в которые не были внесены важные изменения. Примерами хардфорка могут служить Bitcoin Cash и Ethereum Classic.

Подводя итог, инвестиции в криптовалюты могут принести значительный доход, но при этом важно учитывать высокие риски, присущие инвестициям в криптовалюты. Крайняя волатильность цен, отсутствие нормативного регулирования и уязвимость к кибератакам делают инвестиции в криптовалюты крайне рискованными.

ГЛАВА 4. РЕГУЛИРОВАНИЕ КРИПТОВАЛЮТ. ОБЗОР ЗАКОНОДАТЕЛЬНЫХ ИНИЦИАТИВ В РОССИИ И ЗА РУБЕЖОМ

По мере того, как криптовалюты приобретали глобальную известность, правительства разных стран мира сталкивались с вызовами регулирования этой отрасли. В разных странах майнинг, использование криптовалют в оплате и переводе средств (как средства платежа), в инвестировании регулируются по-разному. Россия является одной из стран, внимательно следящей за развитием нормативно-правовой базы в области криптовалют и активно разрабатывающей ее. Далее мы прокомментируем различные инициативы и проблемы, с которыми сталкивается российское правительство в процессе управления этим растущим классом активов.

Правовой статус криптовалют в России является предметом постоянных дискуссий. Изначально криптовалюты существовали в "серой" правовой зоне, что вызывало опасения по поводу отмывания денег и незаконной деятельности. Однако в 2020 году правительство РФ приняло закон, известный как №259-ФЗ "О цифровых финансовых активах" (2020), который направлен на создание четкой правовой базы для криптовалют. Согласно закону о ЦФА, криптовалюты определяются как совокупность электронных данных (цифрового кода или обозначения), содержащихся в информационной системе. Согласно документу, использование цифровых валют в качестве средства платежа на территории РФ запрещено, а цифровые валюты рассматриваются исключительно в качестве инструмента для инвестиций. Кроме того, закон признает цифровую валюту имуществом, предоставляя владельцам определенные имущественные права и защиту. Таким образом, ЦФА — имущество. Компании могут торговать с помощью криптовалют. По данным главы Росфинмониторинга число криптовалютных транзакций в РФ в январе-сентябре 2023 превысило 185 тысяч, что втрое больше данных за аналогичный период 2022 года, когда было зафиксировано 60 тысяч операций.

Однако в докладе ЦБ РФ о криптовалютах, выпущенного в 2022 году, отмечается, что «растущий интерес российских граждан, существенный объем вложений и высокие риски операций с криптовалютами, создают потенциальные системные угрозы для статуса рубля, что не позволяет применять в России мягкий подход и игнорировать нарастание рисков». В связи с чем ЦБ РФ предлагает введение дополнительных мер регулирования (ЦБ РФ, 2022):

1. Ужесточение контроля и введение ответственности за нарушение запрета на использование криптовалюты в качестве средства платежа резидентами РФ.

2. Введение запрета на выпуск, организацию обращения и обмена криптовалюты (в т. ч. криптобиржами, криптообменниками, P2P-платформами) на территории Российской Федерации и установление ответственности за нарушение данного запрета.
3. Введение запрета для финансовых организаций на собственные вложения в криптовалюты и связанные с ними финансовые инструменты, запрета на использование российских финансовых посредников и инфраструктуры финансового рынка для осуществления любых операций с криптовалютой.

Таким образом, в настоящее время в России отсутствует единый подход к регулированию криптовалют (правильнее сказать, отсутствует консенсус между ЦБ РФ, Минфином и правительством). Так, с одной стороны, был принят закон о Цифровых финансовых активах, согласно которому криптовалюты признаются имуществом и могут использоваться для инвестиций. С другой стороны, использование криптовалют в качестве средства платежа запрещается в любом виде, что затрудняет возможности их применения. Рынок цифровых финансовых активов — одна из самых обсуждаемых тем в российском финтехе. Совокупный объем нового рынка достиг к ноябрю 2023 года $\text{R}58$ млрд.

На конец 3 квартала 2023 года российские компании разместили свыше 80 ЦФА (более 80 новых токенов, подсчитали аналитики АКРА). Согласно экспертизе, большинство выпусков представляют краткосрочные и относительно небольшие прямые платежные требования к эмитентам. В скором времени ожидается появление активов, обеспеченных правами денежных требований к третьим лицам, а также гибридных токенов с включением утилитарных цифровых прав. Оператором обмена ЦФА выступает Московская биржа.

На Московской бирже, выступающей в качестве оператора обмена цифровых финансовых активов (ЦФА), 6 декабря 2023г. была заключена первая сделка купли-продажи ЦФА в рамках вторичного их обращения (ЦФА Ростелекома на 200 млн рублей. Покупателем на вторичном рынке стал банк «Дом.РФ»). На конец 2023 года Мосбиржа является единственным в России оператором обмена на рынке ЦФА.

Экспобанк выпустил в 2023 году на блокчейн-платформе «Мастерчейн» ЦФА, стоимость которых зависит от цены бриллианта (первый опыт привязки к драгоценному камню). Начальная стоимость самого трехкратного круглого бриллианта почти 9 млн рублей. При выпуске ЦФА на него драгоценный камень был условно разделен на 5 тысяч частей – на продажу Экспобанк выставил 1 тысячу из них. Стоимость одного ЦФА составляет $1/5000$ цены бриллианта – 1975 рублей. Дата погашения обязательств по сделке назначена на 26 ноября 2026 года. Сумма

погашения зависит от стоимости бриллианта на момент продажи, которая может рассчитываться несколькими способами.

Число блокчейн платформ в РФ для выпуска ЦФА множится. Так, структура экосистемы МТС — «Блокчейн Хаб» («ЦФА Хаб» на базе Ethereum)— стала девятой компанией в этом списке ЦБ (https://www.cbr.ru/rbr/rbr_fr/ наряду с СПБ Биржа, блокчейн-платформа «Атомайз», Сбербанк, финтех-компания «Лайтхаус», Альфа-банк, дочерняя компания Промсвязьбанка (ПСБ) — «Токены», «Еврофинанс Моснарбанк», а также компания «Системы распределенного реестра», которая работает на рынке под брендом «Мастерчейн»). Ключевой партнер «ЦФА Хаб» – экосистема цифровых сервисов «МТС». Также бизнес-партнером является компания Factorin, совместно с которой разработан ЦФА-продукт по токенизации дебиторской задолженности. В планах «ЦФА Хаб» выпуск пилотных выпусков, первыми продуктами которых будут денежные требования – цифровые облигации, токенизированная дебиторская задолженность, инвестиционные продукты с привязкой к стоимости квадратных метров жилой и коммерческой недвижимости. Для работы пользователей (эмитентов, инвесторов, номинальных держателей) разработаны личные кабинеты в виде веб-порталов, для взаимодействия с партнерами и операторами обмена реализован программный интерфейс (API).

Альфа банк на своей платформе разместил в ноябре 2023 аналог коммерческих облигаций под 18% годовых с ежемесячной выплатой (ЦФА лизинговой компании из топ-20).

Главная проблема этих российских платформ и выпускаемых ЦФА – отсутствие практики судебного взыскания нарушенных обязательств с последующей возможностью подачи на банкротство эмитента. С облигациями требуется просуживание задолженности эмитентов в суде (что вызывает большое удивление). Как будет решаться вопрос с ЦФА и смогут ли российские суды понять, о чем идет речь и кто кому должен – большой вопрос.

ЦФА могут выступать инструментом межкорпоративного кредитования, который позволяет эмитенту разместить долг в виде ЦФА, а инвестору – с помощью свободной денежной ликвидности купить его с доходностью выше, чем банковский депозит. В 2023 году «Сибур» разместил в ЦФА 5 млрд рублей. В 2023 году появились и банковские платформы размещения ЦФА для физических лиц. Например, в ноябре 2023 года на платформе Альфа банка деньги крайне оперативно привлекла дочерняя компания питерской девелоперской компании «Легенда» в ЦФА (по сути, можно говорить о появлении аналога коммерческих облигаций для розничных инвесторов).

По данным Банка России, объем притоков и оттоков биткоинов на криптобиржи, который может приходиться на россиян, составил 700,19 тысячи BTC (1,68 трлн рублей) в II-III кварталах 2023 года, что на 22,4% меньше аналогичного показателя за 2022 год. Остатки биткоинов на криптобиржах, которые могут принадлежать россиянам, составили 96,912 тысячи BTC (255 млрд рублей) на конец III квартала 2023 года. Это на 3,1% меньше, чем годом ранее.





Далее мы рассмотрим примеры реализации криптовалютного регулирования в разных странах и возможные подходы к регулированию, учету и налогообложению рынка криптовалют. В сводном виде информация о регулировании криптовалют в различных странах представлена в таблице 4.1.

Таблица 4.1

Основные аспекты законодательного регулирования криптовалют в различных странах мира. (Источник: PwC, 2022)

	Разработана нормативная база	AML / CTF*	Использование стейблкоинов как средства платежа	Легальность майнинга
США				
Великобритания				
Австралия				
Австрия				
Багамские острова				
Бахрейн				
Канада				
Каймановы Острова				
КНР				
Дания				
Франция				

	Разработана нормативная база	AML / CTF*	Использование стейблкоинов как средства платежа	Легальность майнинга
Германия	✓	✓	?	✓
Гибралтар	✓	✓	✓	✓
Гонконг	✓	✓	⊗	✓
Венгрия	⊗	✓	?	✓
Индия	?	⊗	?	✓
Италия	⊗	✓	⊗	✓
Япония	✓	✓	✓	✓
Люксембург	⊗	✓	⊗	✓
Малайзия	✓	✓	?	✓
Маврикий	✓	✓	✓	✓
Новая Зеландия	⊗	⊗	⊗	✓
Панама	⊗	⊗	?	✓
Катар	⊘	⊘	⊘	⊘
Саудовская Аравия	⊘	⊘	⊘	⊘
Сингапур	✓	✓	⊗	✓
ЮАР	⊗	✓	⊗	✓
Швейцария	✓	✓	✓	✓
Турция	?	✓	?	✓
ОАЭ	✓	✓	⊗	✓

 - законодательство разработано и принято	 - Государство запрещает любые операции с криптовалютами
 - идет обсуждение нормативной базы	 - процесс регулирования не начал

Основная претензия регулятора в США (SEC) связана с финансированием через криптовалюты террористической деятельности. Такие претензии, например, были предъявлены россиянину Роману Семенову и гражданину США Роману Стому относительно отмывания более \$1 млрд доходов с помощью токена Tornado Cash, который котируется на Бинанс (токен закрытого криптомиксера TORN). Регуляторы США считают, что деньги были направлены северокорейской хакерской группе Lazarus Group (группа находится под санкциями США), а соучастники нарушили закон о чрезвычайных международных экономических полномочиях и вели нелегализованную деятельность по переводу денежных средств (до пяти лет тюремного заключения).

В 2023 году майнинг-пулы (речь идет о пулах США, и о китайских майнинг-пулах) начали блокировать транзакции с адресов или на адреса, находящиеся под санкциями Управления по контролю за иностранными активами Министерства финансов США (они не добавляются в блоки). Это фиксируется по ViaBTC, по пулу Foundry USA, F2Pool.

Рассмотрим детальнее регулирование криптовалют в некоторых из вышеперечисленных стран.

1. США

США занимают лидирующие позиции в области регулирования криптовалют, причем такие регулирующие органы, как Комиссия по ценным бумагам и биржам США (SEC), предпринимают шаги по разработке руководящих принципов. SEC классифицировала некоторые криптовалюты как ценные бумаги, на которые распространяются существующие законы о ценных бумагах. Кроме того, Сеть по борьбе с финансовыми преступлениями (FinCEN) требует от криптовалютных бирж соблюдения требований по борьбе с отмыванием денег (AML) и проведению процедуры комплаенса клиентов (KYC).

В 2022 году правительством США был объявлен новый подход, открывающий путь к дальнейшему регулированию. Новая директива передала полномочия существующим регуляторам рынка, таким как Комиссия по ценным бумагам и биржам (SEC) и Комиссия по торговле товарными фьючерсами (CFTC). Комиссия по ценным бумагам и биржам США (SEC) уже перешла к регулированию этого сектора, подав широко

известный иск против компании Ripple, утверждая, что она привлекла более 1,3 млрд. долл. путем продажи своего токена XRP в незарегистрированных сделках с ценными бумагами (George, 2023). В последнее время SEC так же нацелилась на такие биржи, как Coinbase (COIN) и Binance (BNB), в связи с их криптовалютными продуктами (George, 2023). В 2023 году принято решение, что Binance полностью уйдёт из США в рамках соглашения с FinCEN, и компания также будет подвергнута пятилетнему контролю за соблюдением санкций. Binance выплатит штраф в размере \$4,3 млрд., в ноябре в Винанс сменился CEO.

Из-за регуляторных претензий в США доля биржи Binance на рынке спотовой торговли криптовалютой в декабре 2023 снизилась до 30% против 55% в начале 2023 года. При этом ежемесячный спотовый объем торгов на бирже упал на 70%, до \$114 млрд в сентябре вместо \$500 млрд в январе. Если оценивать вместе спотовую торговлю и рынок деривативов, то доля Binance снизилась до 42% с прежних 60%.

Однако, несмотря на это, доля Binance на рынке по-прежнему остается крупнейшей на рынке. Другие биржи, такие как OKX, Bybit и Coinbase активно наращивали свою долю на фоне проблем Binance с регуляторами. Второе место на рынке КИ — у площадки OKX, которая смогла вдвое улучшить свои позиции в 2023 году (до 8%). В ноябре 2023г существенный рост торговых объемов показали KuCoin — 109,2%, OKX — 93,4% и MEXC — 69,7%. Скорее всего, в 2024-2025 годах конкуренция на рынке будет только усиливаться.

Вызовом для регулирования стали события октября 2023 года. Члены американского Сената направили Джо Байдену и министру финансов США Джаннет Йеллен письмо, в котором информировали, что в период с августа 2021 года по июнь 2023 года на цифровые кошельки, связанные с ХАМАС, поступило около \$41 млн, а на криптокошельки Палестинского исламского джихада — около \$93 млн¹⁵. Авторы письма просят использовать открытый реестр блокчейна для оценки кампании по сбору цифровых активов для ХАМАС. Сенаторы просят Байдена и Йеллен изучить цифровые активы, находящиеся в ведении таких группировок, как "Хезболла" и "Исламский джихад"¹⁶. Financial Times в октябре 2023 года сообщала о том, что по требованию Израиля были заморожены и заблокированы десятки криптокошельков, а цифровые средства на миллионы долларов были конфискованы. По данным издания, лишь на Binance были закрыты более 100 аккаунтов, а в отношении ещё 200 властями была запрошена информация. В ноябре 2023 года Wallet of

¹⁵ URL: <https://www.foxnews.com/politics/bipartisan-lawmakers-push-biden-investigate-hamas-cryptocurrency-financing>. Bipartisan lawmakers push Biden to investigate Hamas' cryptocurrency financing | Fox News

¹⁶ Запрещённая в РФ террористическая организация.

Satoshi, один из крупных Lightning кошельков из-за конфликта с регулятором принял решение покинуть США (кошелек удалился из магазинов приложений Apple и Google в США, подтвердив, что в дальнейшем он не будет обслуживать клиентов в стране).

В США постоянно идут суды с владельцами криптобирж. Так, в январе 2023г владелец криптобиржи Bitzlato, россиянин Анатолий Легкодымов, был арестован США из-за обвинений ФБР относительно операций через Bitzlato, полученные от скама, взломов, вирусов-вымогателей. Всего, по данным спецслужб США, через биржу прошло \$715 млн «грязных» криптомонет. В результате судебных слушаний в Нью-Йорке Анатолий Легкодымов признал себя виновным по одному пункту обвинения - ведении бизнеса по оказанию денежных услуг без лицензии. Он также согласился распустить Bitzlato с конфискацией \$23 млн в криптовалюте. Крупнейшие криптобиржи Binance и Coinbase рассматривают возможность ухода из США из-за жесткого регулирования.

В июле 2023 Комиссия по ценным бумагам США (SEC) приняла к рассмотрению запросы на запуск биткоин-ETF от ряда инвестиционных компаний: BlackRock, VanEck, Invesco, Fidelity Investments и WisdomTree. Но позже Комиссия отложила решения по заявкам на январь 2024 года, что несколько охладило энтузиазм крипто-инвесторов. Несмотря на заморозку решения инвестиционный гигант BlackRock заранее (до одобрения SEC) запустил тикер на фондовой бирже Nasdaq. Соответствующий BTC-ETF iShares получил номер CUSIP* 46438F101 и будет торговаться под символом NASDAQ: IBTC.

Возможный приток средств в биткоин-ETF по оценке аналитиков может составить \$39 млрд за три года. В первый год существования биткоин-ETF приток инвестиций может составить более \$14 млрд, во второй год — увеличится до \$27 млрд и вырасти до \$39 млрд к третьему году. Основным фактором, который будет стимулировать интерес к биткоин-ETF, является растущая популярность криптовалют как нового класса активов среди институционалов. ETF даст им простой, регулируемый и ликвидный инструмент доступа к этому рынку. Аналитики исходят из того, что объем открытых позиций по биткоин фьючерсам на площадке CME на ноябрь 2023 года превысил \$3 млрд.

Скепсис SEC разделяется не всеми. Комиссар SEC Хестер Пирс в ноябре 2023 заявила (интервью CNBC), что «торгуемый на бирже спотовый фонд на основе биткоина следовало одобрить 5 лет назад. Логика того, почему мы этого не до сих пор сделали, всегда озадачивала меня».

Если SEC одобрит спотовые ETF, то капитализация крипты может удвоиться после халвинга. По состоянию на II квартал 2023 года общая рыночная капитализация мировых фондовых рынков выросла до \$109 трлн. В США доля рынков составляет 42,5% или \$46,2 трлн. Компании в

рисковые активы обычно направляют не более 5% капитала. Следовательно, приток можно оценить в \$2,5 трлн., а общий объем рынка в более \$5 трлн. Эксперты в Glassnode считают, что капитал в КИ будет перетекать из двух рынков — рынка ценных бумаг (акции, облигации) и рынка золота. Из первого инвесторы могут направить в спотовые крипто-ETF \$60,6 млрд., из второго — \$9,9 млрд. Хотя эксперты не уточняют о временном отрезке этого перетока капитала.

2. Европейский союз

Криптовалюты легальны на большей части территории Европейского союза (ЕС), хотя регулирование криптовалют носит фрагментарный характер: каждая страна-член ЕС применяет свой собственный подход. При этом налогообложение также варьируется в зависимости от страны ЕС и составляет от 0% до 50%. Пятая и Шестая директивы ЕС по борьбе с отмыванием денег (5AMLD, 6AMLD, 2021), ужесточают обязательства по KYC/CFT и стандартные требования к отчетности. В сентябре 2020 года Европейская комиссия предложила «Положение о рынках криптоактивов» или MiCA - Markets in Crypto-Assets Regulation (European Commission, 2020) — рамочный документ, повышающий защиту потребителей, устанавливающий четкие правила поведения в криптоиндустрии и вводящий новые требования к лицензированию. В предварительном порядке он был согласован в 2022 году. В апреле 2023 года парламент одобрил меры, позволяющие принять законодательство, требующее от некоторых поставщиков крипто услуг получения лицензии на ведение деятельности (Council of the EU, 2023). Это законодательство призвано дать регуляторам инструменты, необходимые для отслеживания криптовалют, используемых для отмывания денег и финансирования терроризма. ЕС планирует представить новый законопроект, обязывающий криптокомпании тщательно проверять даже относительно небольшие крипто-транзакции (<1000 евро).

3. Великобритания

В качестве основного регулятора сферы криптовалют в Великобритании выступает Управление по финансовому регулированию и надзору (FCA), которое требует от криптовалютных бирж регистрации и соблюдения правил AML и KYC. Такой надзор обеспечивает защиту потребителей и снижает риски финансовых преступлений. Начиная с 30 августа 2022 г. криптовалютные биржи и провайдеры кастодиальных кошельков должны соблюдать обязательства по предоставлению отчетности, введенные Управлением по соблюдению финансовых санкций (OFSI). Криптовалютные компании должны как можно скорее уведомить OFSI, если им известно или у них есть обоснованные подозрения, что то или иное лицо подвергается санкциям или совершило правонарушение, связанное с финансовыми санкциями. В октябре 2022 года нижняя палата

британского парламента признала криптоактивы регулируемыми финансовыми инструментами (Handagama, 2022). Законопроект распространяет действующие законы, касающиеся инструментов, ориентированных на платежи, на стейблкоины (HM Treasury, 2023).

4. Китай

Несмотря на изначально благосклонное отношение властей Китая к криптовалютам, в 2017 году в стране был введен запрет на первичные предложения монет (ICO) и закрыты криптовалютные биржи. Народный банк Китая (ПБОС) запрещает криптобиржам работать в стране, заявляя, что они ослабляют условия займов для населения без должного регулирования со стороны властей. Кроме того, в мае 2021 г. в Китае был введен запрет на майнинг Bitcoin, что вынудило многих участников майнинга полностью прекратить свою деятельность или переехать в юрисдикции с более благоприятными условиями регулирования. А в сентябре 2021 г. криптовалюты были запрещены полностью (Reuters, 2021). Тем не менее Китай продолжает работать над созданием цифрового юаня (e-CNY). Осенью 2022 г. официально начался очередной этап пилотного тестирования цифровой валюты центрального банка (CBDC) (Reuters, 2022).

5. Япония

Япония стала одной из наиболее благоприятных для криптовалют стран, внедрив в 2017 году комплексную нормативно-правовую базу. Япония придерживается прогрессивного подхода к регулированию криптовалют, признавая их в качестве законной собственности в соответствии с Законом о платежных услугах (PSA, 2022). При этом криптобиржи в стране должны регистрироваться в Агентстве финансовых услуг (FSA) и выполнять обязательства по ПОД/ФТ. В 2020 году в Японии была создана Японская ассоциация бирж виртуальных валют (JVCEA), членами которой являются все криптобиржи. Прибыль от торговли криптовалютой в Японии рассматривается как доход и облагается соответствующим налогом. Такой активный подход стимулировал рост криптовалютной индустрии в Японии, и страна стала центром криптовалютной торговли.

6. Южная Корея

Регуляторная среда в Южной Корее более благоприятна, чем в других странах. Южная Корея считается одним из лидеров в Азии по уровню развития криптоиндустрии. Азиатские трейдеры активно наращивают объемы торгов криптовалютами. Местные биржи (Bithumb, Upbit, Coinone, Nuobi Korea, Korbit) выходят на лидирующие позиции. К ноябрю 2023 года корейская вона впервые обогнала доллар по объемам торгов на криптобиржах. В ноябре 2023г 42,8% всех обменных операций биткоина с

фиатными валютами произошли в паре к воне. С сентября доля доллара в подобных операциях сократилась на 11% в ноябре составила 40%.

В Южной Корее криптовалютные биржи и другие поставщики услуг в сфере виртуальных активов должны регистрироваться в Корейском подразделении финансовой разведки (KFIU), являющемся подразделением Комиссии по финансовым услугам (FSC). В целях предотвращения отмывания денег и мошенничества в Южной Корее введены правила, требующие верификации реальных имен клиентов на криптовалютных биржах. В 2021 г. парламент страны одобрил введение 20-процентного налога на цифровые активы, который должен был вступить в силу в 2022 г., однако его введение было отложено до 2025 г. (Handagama, 2023). В конце 2023 года парк аттракционов Seoul Land в Южной Корее стал продавать NFT-билеты на базе Aptos Network.

7. Канада

Хотя криптовалюты не считаются законным платежным средством в Канаде, регулирование сферы криптовалют развивается быстрыми темпами. Канада стала первой страной, создавшей законодательную базу и допустившую биржевой фонд Bitcoin (ETF) для торгов на фондовой бирже Торонто (Toronto Stock Exchange). Канадское управление по ценным бумагам (Canadian Securities Administrators, CSA) регулирует криптовалютные биржи и ICO, рассматривая их как ценные бумаги, если они соответствуют определенным критериям. Все инвестиционные компании в сфере криптовалют классифицируются как предприятия, предоставляющие денежные услуги (MSBs), что требует от них регистрации в Канадском центре анализа финансовых операций и отчетов (FINTRAC).

8. Турция

Турция обещает ужесточить надзор за криптовалютами, чтобы выйти из «серого» списка FATF, для этого разрабатывает нормативные акты (FATF включает в данный список те государства, которые предприняли недостаточные действия для предотвращения отмывания денег, Турция числится в нем с октября 2021 года). На 2023 год Турция соответствует всем 40 стандартам FATF, кроме одного, который связан с криптоактивами.

9. Аргентина

С 2023 года Аргентина переживает массовое внедрение биткоина и USDT, чему способствовало сотрудничество Tether с местными компаниями и учреждениями. В Буэнос-Айресе гражданин или турист может расплатиться в USDT в магазине, этот магазин может получить свои товары от дистрибьюторов в USDT, а на Центральном рынке (одном из крупнейших в Латинской Америке) дистрибьюторы, рестораны, отели могут купить фрукты, овощи, мясо и все необходимое также в USDT. Это защищает их финансы от постоянной девальвации песо.

Подводя итог, регулирование криптовалют в разных странах мира существенно различается, что отражает сложный и развивающийся характер этого класса цифровых активов. В то время как одни страны приняли криптовалюты и стремятся создать благоприятную нормативно-правовую среду (как правило речь идет о слабой национальной валюте), другие придерживаются более осторожного подхода, опасаясь потенциальных рисков, которые КИ может представлять. Баланс между инновациями и защитой прав потребителей по-прежнему остается сложной задачей для регулирующих органов во всем мире. По мере того, как криптовалюты будут набирать популярность и развиваться, вполне вероятно, что все больше стран будут выдвигать законодательные инициативы по регулированию данного класса активов.

ГЛАВА 5. ТЕКУЩЕЕ СОСТОЯНИЕ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ И КРИПТОАКТИВОВ

5.1. Рынок криптовалют в 2022 – первом полугодии 2023 года

В 2022 году мировая экономика столкнулась с очередными постковидными трудностями, связанными с макронеустойчивостью (рост инфляции и вынужденные меры по повышению ставок центральных банков) и геополитическими конфликтами с последующими беспрецедентными санкциями к РФ. Центральные банки многих стран мира проводили ужесточение кредитно-денежной политики. Российско-украинский конфликт привел к дальнейшему ухудшению ситуации в цепочках поставок и усугубил затяжные последствия пандемии COVID-19. В результате рост мирового ВВП в 2022 году составил 3,3%, что является резким снижением по сравнению с ~6% в 2021 году. При этом годовые темпы роста инфляции продолжали увеличиваться и достигли 8,8%.

На фоне сложной макроэкономической ситуации, целого ряда банкротств и крахов в криптоиндустрии общий объем рынка криптовалют по итогам 2022 года составил 829 млрд долларов США, что на 64% меньше, чем в начале года. Объемы ежедневных торгов в течение года неуклонно снижались, составив в среднем ~86 млрд долл (Coinmarketcap, 2023).

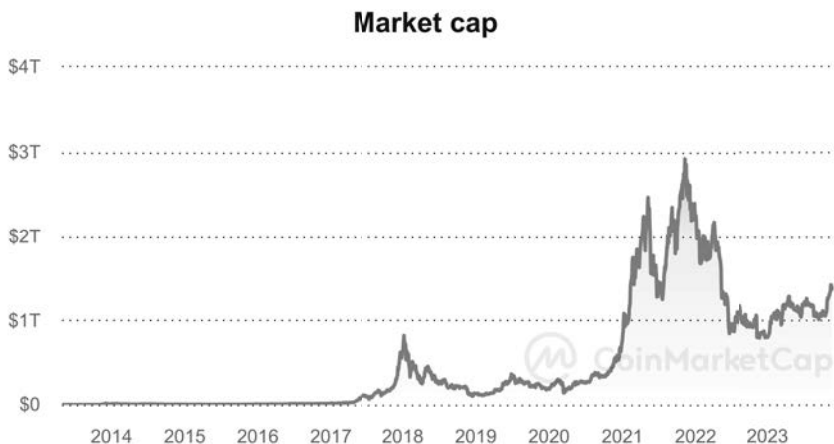


Рис. 5.1. Рыночная капитализация криптовалют, млрд долл. США.

Данные на 07.2023

Источник: Coinmarketcap.com.

Помимо макроэкономических факторов, негативное влияние на криптовалютный рынок оказал ряд событий, в частности, крах стейблкоина Terra (UST) в мае 2022 года и банкротство одной из крупнейших криптобирж FTX и ее дочерней компании Alameda Research (Reiff, 2023). Оба события и последовавшие за ними последствия затронули значительное количество пользователей криптовалют, привели к ощутимым финансовым потерям большого количество участников экосистемы криптовалют и снизили доверие к сектору.

Однако можно отметить ряд положительных событий, имевших место в 2022 году. Так переход Ethereum на новый механизм консенсуса Proof-of-Stake, получивший название «The Merge» считается одним из самых важных криптособытий 2022 года. Завершившись 15 сентября 2022 года, The Merge стал финальным этапом перехода блокчейна Ethereum от механизма консенсуса Proof-of-work (PoW) к механизму Proof-of-stake (PoS). Одним из положительных эффектов слияния стало снижение энергопотребления Ethereum на целых 99,95%, поскольку для PoS не требуются энергоемкие майнинговые установки, как для Proof-of-Work (PoW). Вместо этого блокчейн PoS полагается на валидаторы для проверки транзакций. Энергопотребление блокчейна PoS Ethereum, по оценкам, составляет примерно 1% от PayPal и на порядки меньше, чем у сетей PoW (Nambiampurath,2022).

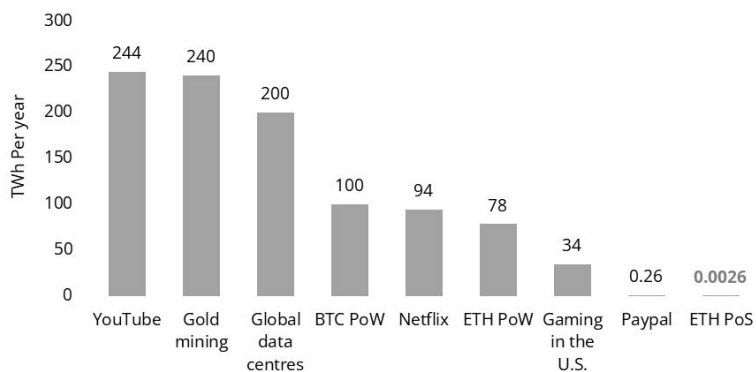


Рис. 5.2. Энергопотребление Ethereum до и после перехода на алгоритм PoS. Данные на 12.2022

Источник: URL: <https://crypto.com/>

Несмотря на сложные макроэкономические условия, рост общественного принятия криптовалют сохранился и в 2022 году. Количество активных адресов в сети Bitcoin оставалось относительно стабильным и колебалось в пределах 800–1000 тыс. активных адресов в день. Ethereum, однако, испытал снижение ежедневного объема активных адресов в течение года: с величины около 500 тыс. активных адресов в день

до 400 тыс. к концу 2022 года (CoinGecko). По состоянию на ноябрь 2022 года совокупное число владельцев криптовалют преодолело рубеж в 400 млн человек и достигло 402 млн человек. В течение года среднемесячный темп роста числа владельцев криптовалют составлял 2,9%. В зависимости от рыночных условий можно ожидать, что в 2023 году число владельцев криптовалют в мире может достичь 600 млн человек (рис. 5.3).

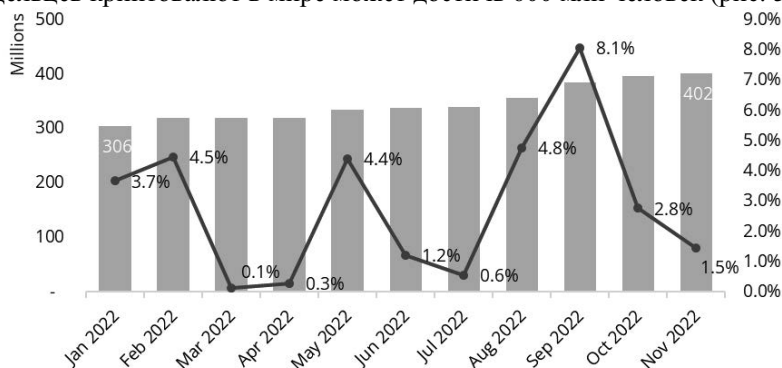


Рис. 5.3. Объем пользователей криптовалют и рост МоМ за 2022 г.

Источник: Crypto.com

Говоря о доле населения разных стран, владеющей криптовалютой, ресурс World of Statistics в своем канале на X (ex-Twitter) опубликовал свежее исследование на тему владения криптовалютами среди населения различных стран (в % от общего населения). Ожидается, что Эмираты заняли первую позицию (27,67%), обгоняя Саудовскую Аравию (17,53%) на 10%, а США (13,22%) так вообще в 2 раза. Россия (5,87%) занимает почетное 14 место. Информация по остальным лидерам рейтинга представлена в таблице 5.1. В качестве причин столь высокого уровня проникновения цифровых денег в жизнь общества ОАЭ можно выделить лояльные законы относительно цифровых денег в ОАЭ, а также отсутствие предпосылок к ужесточению регулирования со стороны правительства по владению и обороту криптовалют.

Таблица 5.1

Процент населения, владеющий криптовалютой по состоянию на 2023 год

Объединенные Арабские Эмираты	27.67%
Вьетнам	20.54%
Саудовская Аравия	17.53%
Иран	13.46 %
США	13.22 %
Украина	10.30%

Венесуэлла	10.30%
ЮАР	10.00%
Тайланд	9.32%
Индия	7.23%
Бразилия	6.98%
Пакистан	6.40%
Россия	5.87%
Великобритания	5.52%
Китай	4.08%

Источник: World of Statistics.

В 2022 году большинство классов активов показали отрицательную доходность (табл. 5.2). Криптовалюты стали одними из самых низкодоходных активов, завершив год с падением на от -50% до -80% от максимумов 2021 года. Заметим, что большинство других классов активов также закончили 2022 год в отрицательной зоне. Индекс доллара США (DXY) превзошел все классы активов на фоне повышения ставок ФРС в течение всего 2022 года.

Таблица 5.2

Доходность 5 крупнейших криптовалют по сравнению с доходностью основных классов активов

	Q4 2022 Return	2022 Return
Криптовалюты		
BTC	-15%	-64%
ETH	-10%	-68%
BNB	-13%	-52%
XRP	-29%	-59%
ADA	-43%	-81%
Альтернативы криптоиндустрии. Традиционные активы для инвесторов		
S&P 500	+6%	-20%
NASDAQ	-2%	-34%
Нефть	-3%	+6%
Золото	7%	-1%
TLT (Treasury Bonds)	-4%	-32%
DXY (US Dollar Index)	-7%	+8%

Источник: CoinGecko 2022 Annual Crypto Industry Report.

Результаты расчета коэффициентов Шарпа и Сортино на временном горизонте в 1 год так же показывают существенное отставание криптовалют от традиционных рынков финансовых активов в 2022 году. Стоит отдельно сказать о применимости коэффициента Шарпа и

коэффициента Сортино для исследования криптовалют. Применительно к криптовалютным исследованиям коэффициент Шарпа и коэффициент Сортино дают ценное представление о риске и доходности инвестиций в криптовалюты, позволяя исследователям оценить их эффективность в сравнении с традиционными активами и оценить целесообразность включения этих цифровых активов в диверсифицированный портфель. Эти коэффициенты помогают исследователям выявить криптовалюты, обеспечивающие наилучшую доходность с учетом риска, что способствует принятию грамотных инвестиционных решений и оптимизации портфеля. Но оба коэффициента имеют свои ограничения, особенно если они применяются к криптовалютам. Криптовалюты отличаются высокой волатильностью и подвержены влиянию различных внешних факторов, таких как изменения в законодательстве, технологические разработки и настроения на рынке, которые не всегда следуют традиционным закономерностям финансового рынка. Поэтому исследователи должны проявлять осторожность при интерпретации полученных результатов и учитывать дополнительные факторы, характерные для криптовалютного рынка, чтобы получить полное представление о риске и доходности. Коэффициенты Шарпа и Сортино при сопоставлении портфелей и активов предполагают нормальность распределения доходности, что не всегда соблюдается как приемлемое допущение для криптоактивов и криптовалют.

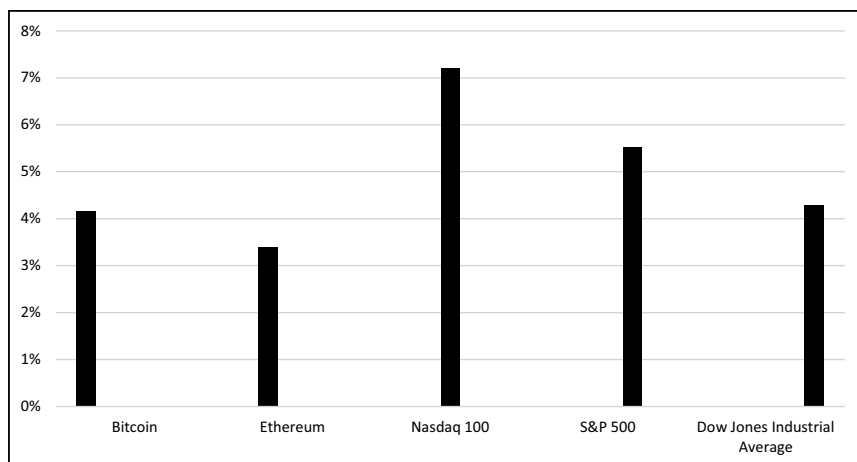


Рис. 5.4. Коэффициент Шарпа на горизонте 1 года для разных видов активов. Данные на 07.2023

Источник: Intotheblock.com

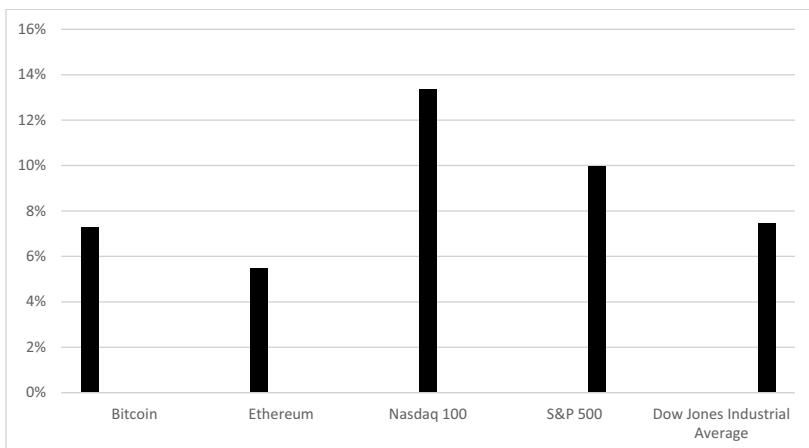


Рис. 5.5. Коэффициент Сортино на горизонте 1 года для разных видов активов. Данные на 07.2023
Источник: Intotheblock.com

Однако в первом полугодии 2023 года динамика доходности криптовалют изменилась в положительную сторону (табл. 5.3).

Таблица 5.3

Доходность 5 крупнейших криптовалют по сравнению с доходностью основных классов активов

	Q1 2023	Q2 2023
Криптовалюты		
BTC	72%	7%
ETH	52%	6%
BNB	29%	-24%
XRP	58%	-12%
ADA	52%	-28%
Альтернативы криптоиндустрии. Традиционные активы для инвесторов		
S&P 500	5%	8%
NASDAQ	16%	14%
Нефть	-6%	-12%
Золото	8%	-3%
TLT (Treasury Bonds)	4%	-3%
DXY (US Dollar Index)	-1%	0%

Источник: CoinGecko 2023 Q2 Report.

В составе топ-5 криптовалют две оказались выигрышными в 2023 году: BTC (+7%) и ETH (+6%) продолжили свой подъем в первом квартале и завершили 2 квартал 2023 года в плюсе, в то время как BNB (-24%), XRP (-12%) и ADA (-28%) понесли ощутимые потери. Наибольшие потери продемонстрировали ADA и BNB, после того как оба этих актива были включены в качестве ценных бумаг в судебные иски комиссии по ценным бумагам США против Binance и Coinbase. В 2023 году золото превзошло фондовый индекс S&P 500 из-за октябрьского ралли, в результате которого цена унции достигла отметки в 2000 долларов. Рост объясняется высоким спросом на хеджирование после нападения палестинского Хамаса на Израиль 7 октября 2023. Особенности поведения криптовалют в эти напряженные для глобального рынка дни требуют отдельного рассмотрения.

Сегмент стейблкоинов также пережил беспокойные времена в 2022 году (рис.5.6). В общей сложности за 2022 год был зафиксирован отток 27,3 млрд долл. или ~17% от совокупной рыночной капитализации с начала 2022 года. Большая часть этих потерь была зафиксирована во время краха UST и Luna.

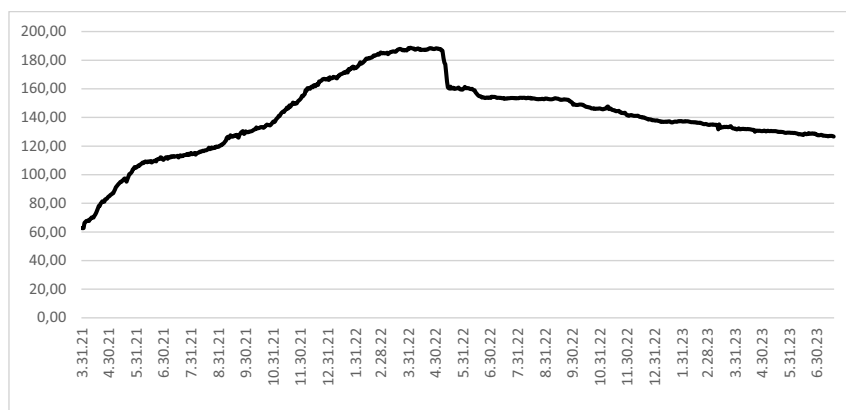


Рис. 5.6. Капитализация рынка стейблкоинов за период с 2021 по 2023 г., млрд долл. США.

Источник: URL: <https://defillama.com/>

Что касается первой половины 2023 года, то на рынке стейблкоинов можно было наблюдать продолжение тренда на отток средств. Так за период с апреля по июнь 2023 топ-15 стейблкоинов потеряли ~3,5% от капитализации или 4,6 млрд. долл. Таким образом на конец первого полугодия 2023 года рыночная капитализация сегмента стейблкоинов составляет около 125 млрд долларов.

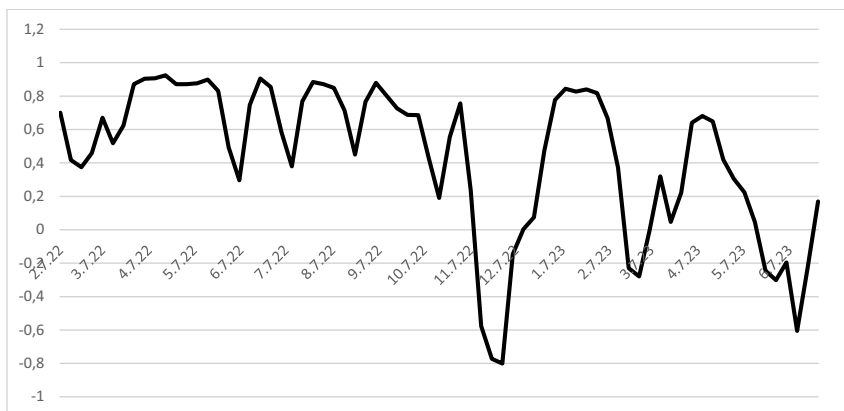


Рис. 5.7. Корреляция между стоимостью BTC и индексом S&P 500 за 2022–2023 гг.

Источник: URL: <https://www.coingecko.com/>

Исследуя корреляцию между доходностью Bitcoin и доходностью традиционных финансовых активов, трудно сделать однозначный вывод. Квартальная корреляция между рынками криптовалют и гособлигациями США оставалась высокой на протяжении большей части года, а корреляция доходности BTC-S&P500 (рис.5.7) за весь 2022 год составила 0,86. Однако необходимо отметить, что в 4 квартале 2022 года корреляция доходностей стала резко отрицательной и составила -0,64. Это связано с тем, что в 4 квартале наблюдалось некоторое восстановление S&P500, в то время как криптовалютные рынки пережили резкое падение после краха FTX. Корреляция доходности между Bitcoin и S&P500 изменилась со слабоположительной в 1-м квартале 2023 года 0,31 до слабо отрицательной во 2 квартале -0,09 (CoinGecko 2022, 2023).

Наконец, говоря о внутридневной волатильности (рис.5.8), можно отметить меньшие чем для Nasdaq значения как для Bitcoin, так и для Ethereum (при использовании 60-дневного окна).

Осенью 2023 года во многих СМИ появилась информация о скором одобрении комиссии по ценным бумагам США (Securities and Exchange Commission - SEC) проспектов создания спотовых биржевых фондов (ETF). Компании добиваются от Комиссии по ценным бумагам и биржам США (SEC) разрешения на создание спотовых биткоин-ETF примерно с 2014 года (NYT, 2017). С тех пор наблюдается шквал попыток извлечь выгоду из волатильности цены биткоина. В период с октября 2022 г. по октябрь 2023 г. в SEC поступило более 3 500 заявок на создание криптовалютных фондов (EDGAR, 2023).

Однако, по состоянию на ноябрь 2023 г. регулирующие органы еще не одобрили спотовый ETF. Комиссия по ценным бумагам и биржам США (SEC) неохотно одобряет заявки на создание спотовых биткоин ETF, ссылаясь на опасения по поводу манипулирования рынком, мошенничества, депозитарной деятельности и защиты инвесторов.

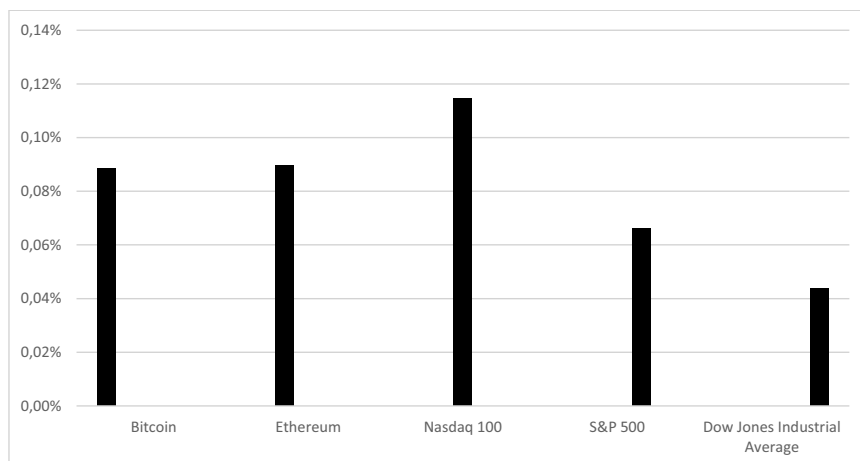


Рис. 5.8. Внутриденная волатильность Bitcoin и Ethereum по сравнению с S&P, Nasdaq и DJIA. Данные на 07.2023
Источник: Intotheblock.com

Недавно Комиссия решила не обжаловать решение суда, который признал ошибочным отклонение заявки на создание спотового биткоин-ETF, поданной компанией Grayscale, ведущим управляющим цифровыми активами. Это решение вызвало ожидания того, что Комиссия по ценным бумагам и биржам вновь рассмотрит заявку Grayscale, а также другие заявки, находящиеся на рассмотрении от крупных игроков отрасли, таких как BlackRock, Valkyrie, WisdomTree, ARK Invest, 21Shares и другие (Light & Denton, 2023; Gleason, 2023).

По мнению аналитиков, вероятность одобрения спотовых биткоин-фондов ETF в 2024 году велика, если учесть недавние изменения в проспектах эмиссии, представленные ARK Invest и 21Shares (Rines, 2023). Эти изменения свидетельствуют о том, что SEC и спонсоры фондов ведут активные дискуссии и переговоры, что в целом является положительным знаком для будущего одобрения проекта спотовых ETF.

Хотя создание спотового биткойн-фонда напрямую не связано с ценой Bitcoin, однако данное решение может существенно влиять на стоимость криптовалют несколькими косвенными способами:

- 1) Увеличение числа пользователей: Спотовый Bitcoin ETF, скорее всего, привлечет значительный приток инвестиций от обычных инвесторов, которые хотят иметь доступ к биткойнам на своих брокерских счетах. По мере роста спроса приток новых инвесторов и капитала может способствовать росту цен на Bitcoin.
- 2) Укрепление позиций криптовалют рынка: Утверждение и запуск ETF еще больше укрепит право Bitcoin на присутствие в традиционной финансовой системе. Такая легитимность может укрепить доверие к Bitcoin и привести к росту цен.
- 3) Торговая активность: Появление спотового Bitcoin ETF может создать дополнительные возможности для активной торговли Bitcoin со стороны хедж-фондов, дневных трейдеров и других спекулянтов. Это может привести к увеличению объема торгов и росту волатильности.

5.2. Рынок DeFi-активов в 2022 – первом полугодии 2023 года

Появление концепции децентрализованных финансов (DeFi) можно отнести к раннему периоду развития технологии блокчейн и криптовалют. Так разработка протокола MakerDao, который позволяет пользователям занимать токены или получать проценты за предоставление в долг своих токенов был создан еще в 2014 году, что позволяет говорить о возникновении первых проектов в данной сфере еще до создания Ethereum в 2015 году. Однако настоящую популярность в криптовалютном сообществе данный сегмент приобрел только в 2019–2020 годах. (Reiff, 2023).

В 2020 году ряд факторов привел к быстрому росту сегмента DeFi. В-первых, протокол Compound запустил токены COMP в середине 2020 года, что стало дополнительным стимулом для пользователей использовать этот протокол. COMP также предоставил пользователям возможность участвовать в управлении протоколом посредством использования управляющих (голосующих) токенов, еще больше децентрализовав полномочия и вдохновив многие последующие протоколы принять аналогичные правила. (Reiff, 2023).

За период 2020 – 2021 года появилось множество инновационных протоколов и платформ DeFi, предлагающих целый ряд продуктов и услуг, таких как децентрализованные биржи (DEX), кредитование и заимствование, и производные финансовые инструменты. Особое внимание в сегменте DeFi вызвало такое направление, как "Yield Farming", когда пользователи предоставляют ликвидность протоколам DeFi в обмен

на вознаграждение. Такие проекты, как Compound и Aave, предоставили пользователям возможность получать проценты на свои криптовалютные активы и участвовать в управлении с помощью токенов управления. Кроме того, распространение децентрализованных бирж, таких как Uniswap и Sushiswap, способствовало беспрепятственной и более ликвидной торговле широким спектром токенов, что дополнительно способствовало развитию сегмента DeFi.

В 2020 и 2021 годах рынок DeFi также столкнулся с проблемами, в частности, в области безопасности, соответствия нормативным требованиям и масштабируемости. Громкие нарушения безопасности и взломы платформ DeFi, такие как хорошо задокументированная атака на bZx, высветили уязвимости и риски, присущие этим зарождающимся системам. Кроме того, нормативно-правовая база, связанная с DeFi, оставалась неопределенной, продолжались споры о классификации и надзоре за протоколами и токенами DeFi (Masseti, 2022). И, наконец, проблема масштабируемости становилась все более актуальной, поскольку Ethereum, доминирующая блокчейн-платформа для DeFi, испытывала трудности с перегрузкой сети и высокими комиссиями за транзакции (Mubaslat, 2023).

В 2022 году рынок DeFi переживал трудные времена. Так, после обвала котировок алгоритмического стейблкоина Terra и связанного с ним токена Luna, результатом которого стала потеря более 20 млрд долларов, сектору DeFi был нанесен значительный урон. А банкротство криптобиржи FTX, в результате которого были утрачены денежные средства на сумму около 10 млрд долларов, привело к падению общего объема заблокированных средств (Total Value Locked – TVL) еще на 24,4%. Таким образом, доля DeFi активов в общем объеме крипторынка сократилась с 6,5% в начале 2022 года, до 4,1% в конце 2021 года (CoinGecko, 2022, рис. 5.9).

Однако первое полугодие 2023 года было более благоприятным для DeFi рынка. Так, после того как в июне Комиссия по ценным бумагам и биржам США предъявила обвинения Binance и Coinbase, рыночная капитализация DeFi продемонстрировала впечатляющий рост, увеличившись с 42 млрд. долл. на 15 июня до 48 млрд. долл. к концу июня 2023 года. Стоит отметить, что банкротство централизованной биржи FTX в ноябре 2022 года привело к повышению интереса к децентрализованным биржам (DEX), которые занимают все большую долю в общем объеме спотовых торгов криптовалютами. Так по состоянию на ноябрь 2022 года DEX занимали уже 14% объема спотовых торгов по сравнению с 9% в октябре.

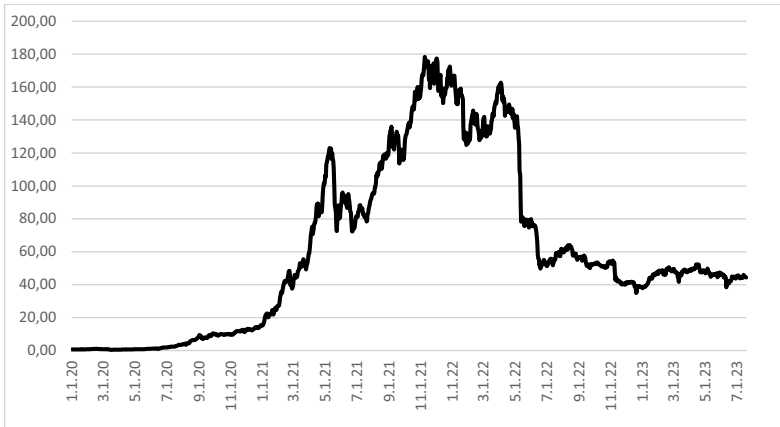


Рис. 5.9. Общий объем заблокированных средств в протоколах DeFi, млрд долл. США.

Источник: Intotheblock.com

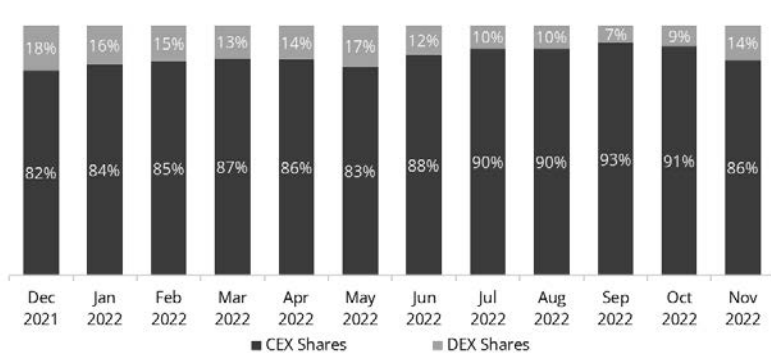


Рис. 5.10. Объем торгов спот на централизованных и децентрализованных биржах за 2022 г.

Источник: Crypto.com

Среди крупнейших протоколов доминирует Ethereum, через который контролируется около 60% всего TVL. Так же крупными игроками являются протоколы Binance Smart Chain (BSC), TRON, Polygon, Arbitrum, Phantom.

Сравнение доходности крупнейших протоколов представлено в таблице 5.4. Как мы можем видеть, за исключением 1 квартала 2023 года,

доходность сектора DeFi значительно отстает от традиционных финансовых рынков.

Таблица 5.4

Доходность токенов крупнейших протоколов DeFi по сравнению с доходностью основных классов активов

	Q4 2022 Return	2022 Return	Q1 2023	Q2 2023
UNI	-20%	-70%	17%	-13%
LINK	-27%	-72%	36%	-17%
LDO	-40%	-69%	158%	-16%
AAVE	-30%	-80%	43%	-5%
S&P 500	+6%	-20%	5%	8%
NASDAQ	-2%	-34%	16%	14%
Нефть	-3%	+6%	-6%	-12%
Золото	7%	-1%	8%	-3%
TLT (Treasury Bonds)	-4%	-32%	4%	-3%
DXY (US Dollar Index)	-7%	+8%	-1%	0%

Источник: CoinGecko 2023 Q2 Report.

Подводя итог, сектор DeFi, несомненно, является важной частью современных финансовых рынков. Однако, сложные макроэкономические условия, повышение ставок ФРС и как следствие рост доходности государственных облигаций США, а ряд рыночных крахов, имевших место в 2022 году, играли не в пользу рынка DeFi, что отразилось в снижении TVL рынка и негативной ценовой динамике крупных токенов.

5.3. Рынок NFT-активов в 2022 – первом полугодии 2023 года

В первой половине 2022 года на рынке NFT продолжался период рыночного оживления и высоких объемов торгов. В мае 2022 года был достигнут максимальный дневной объем продаж в 544 млн долларов США, что было обусловлено выпуском коллекции "Otherdeed for Otherside" компанией Yuga Labs, создавшей другую известную NFT-коллекцию Bored Ape Yacht Club (BAYC).

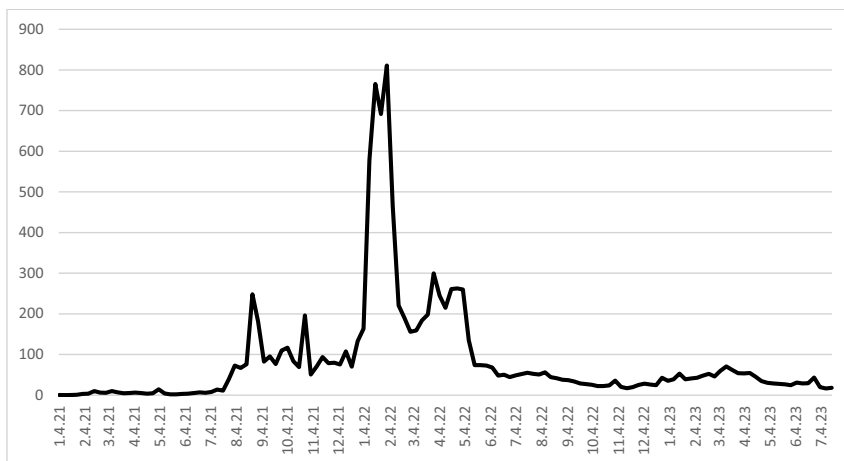


Рис. 5.11. Объем ежедневных продаж NFT активов, млн долл. США
Источник: Nonfundgible.com

Во второй половине 2022 года объемы торгов NFT резко снизились, что совпало с падением стоимости и объемов торгов криптовалютами. Так совокупный объем продаж в декабре 2022 года составил 400 млн долларов США, что составляет лишь 7% от месячного объема в январе 2022 года. К концу 2022 года NFT-активы, выпущенные на базе Ethereum, продолжали доминировать на рынке с долей более 90%, а маркетплейс NFT-активов OpenSea по-прежнему занимал более 65% от всего объема торгов. В условиях доминирования OpenSea на рынке NFT, платформа выплачивала 85% всех авторских отчислений в 2022 году, что позволило создателям NFT заработать в общей сложности \$1.15 млрд долларов США.

Однако уже с первого квартала 2023 года структура рынка NFT-активов начала значительно меняться. Проект Bitcoin Ordinals открыл возможность размещения изображений и других типов данных в блокчейне первой и крупнейшей по капитализации криптовалюты Bitcoin без использования отдельного токена или сайдчейна. В отличие от классических NFT, Bitcoin ordinals представляет собой систему нумерации и позволяет присвоить каждому сатоши (минимально возможная часть Bitcoin или 1/100 млн BTC) ординал (порядковый номер), по которому частички Bitcoin можно отслеживать в ходе транзакций (Forklog,2023). Bitcoin Ordinals обладают следующими преимуществами относительно традиционных NFT:

- 1) Bitcoin Ordinals хранятся непосредственно в блокчейне, что делает их абсолютно неизменяемыми, в отличие от NFT, которые можно дополнить новыми данными или характеристиками.
- 2) Цифровой артефакт — это не отдельный токен, как NFT, он неразрывно связан с определенным сатоши.
- 3) Аналоги невзаимозаменяемых токенов добавляются непосредственно в блоки сети Bitcoin, а NFT в основном содержат ссылки на информацию, хранящуюся за пределами блокчейна

В результате, хотя Ethereum сохранил свое доминирующее положение на рынке NFT в 1 полугодии 2023 года, его доля снизилось до 73,3% в мае 2023 года, поскольку Bitcoin Ordinals набрали популярность и захватили почти 20,3% объема торгов NFT. Что касается NFT-маркетплейсов, то в первом полугодии 2023 года маркетплейс Blur потеснил OpenSea в качестве ведущей торговой площадки для торговли NFT-активами. В то же время доля Opensea упала до 23% к июню 2023 года. Появление Bitcoin Ordinals также привело к появлению новых площадок для поддержки этих NFT, среди которых UniSat, OKX и Ordinals Wallet.

Так же необходимо отметить, появление новых мемкоинов в мае 2023 года, что может быть косвенным признаком оживления крипторынка. Так основными бенефициарами нового сезона мемкоинов стали монеты PEPE и AIDOGE. В момент пиковой капитализации рыночная стоимость PEPE достигла 1,8 млрд. долл. после объявления о листинге на бирже Binance, что являлось ростом цены более чем в 1800 раз. Рост AIDOGE составил более 235 раз от первоначальных значений. Не остались в стороне и Bitcoin Ordinals. Появление нового формата обозначало проникновение мем-коинов в Bitcoin-сеть, что привело к резкому росту объема торгов в мае 2023 года и результате чего, рыночная капитализация ORDI — первого токена нового стандарта превысила 600 млн долларов.

Подводя итог, 2022–2023 годы были сложными для всех сегментов цифровых активов. Для всех сегментов рынка наблюдается падение объемов цен на активы, величины ежедневных торгов, а также вывод средств инвесторов. Однако, несмотря на это, количество пользователей и инвесторов в цифровые валюты и криптовалюты продолжает расти, а также на рынке появляются новые и перспективные проекты, что может говорить о скором завершении крипто-зимы.

ГЛАВА 6. ЦИФРОВЫЕ АКТИВЫ КАК ПРЕДМЕТ НАУЧНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ. ПРЕИМУЩЕСТВА ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ. ИСТОЧНИКИ ПОЛЕЗНЫХ ДАННЫХ ПО РЫНКУ КРИПТОВАЛЮТ

6.1. Междисциплинарный характер исследования криптовалют. Наиболее популярные направления исследований

Мир криптовалют и цифровых активов привлекает внимание представителей различных научных направлений, создавая возможности для реализации прорывных идей и стратегий. Междисциплинарный характер этой области знаний позволяет проводить исследования на стыке таких областей как науки о данных, экономика, финансы, криптография, социология и т. д. В данном параграфе мы освятим основные направления исследований в сфере криптовалют и активов, а также выясним основные проблемы, с которыми сталкиваются исследователи.

С ростом популярности криптовалют и цифровых активов их уникальные характеристики привлекли внимание исследователей из различных областей. Наиболее частые темы исследований охватывают, но не исчерпываются следующими дисциплинами:

1. Криптография и компьютерные науки: Криптовалюты стимулировали исследования в области криптографических протоколов и алгоритмов консенсуса, которые являются краеугольными камнями безопасных, надежных и эффективных блокчейн-сетей. Примерами таких алгоритмов являются Proof of Work (PoW), Proof of Stake (PoS) и Delegated Proof of Stake (DPoS) (Frankenfield, 2023a, b;).

2. Экономика и финансы: Рост популярности криптовалют вызвал значительный интерес к экономическим и финансовым последствиям использования виртуальных активов. Исследователи изучают роль криптовалют как хранилища ценности и денежных средств, средства обмена и расчетной единицы, изучают вопросы, связанные с денежно-кредитной политикой государств, влиянием на инфляцию, взаимосвязью инфляции, доходности, волатильности цен, а также информационной эффективностью рынка. Рассмотрим детальнее некоторые темы исследований в области финансов:

2.1. Анализ динамики цен и эффективности рынка: Одно из направлений исследований в области финансов посвящено анализу динамики цен на криптовалюты и цифровые активы. Эти рынки характеризуются высокой волатильностью и подвержены влиянию различных факторов, включая настроения инвесторов, изменения в законодательстве и макроэкономические новости. Открытый вопрос –

информационная эффективность данных рынков, с проверкой разными методами, насколько полно цены отражают всю доступную информацию. Понимание динамики рынка позволяет исследователям выявлять закономерности и разрабатывать прогностические модели для принятия более обоснованных инвестиционных решений.

2.2. Оценка рисков и управление инвестиционным портфелем: Криптовалюты и цифровые активы обладают характеристиками риска, отличными от традиционных финансовых активов.

2.3. Цифровые валюты центральных банков (ЦВЦБ). Поскольку ЦВЦБ представляют собой цифровые формы фиатных валют, выпускаемых центральными банками, исследователи изучают потенциальные выгоды и риски, связанные с ЦБДВ, такие как расширение доступа к финансовым услугам, реализация денежно-кредитной политики, влияние на коммерческие банки и платежные системы. Проводимые в этой области исследования призваны определить будущее денег и по-новому сформулировать роль центральных банков в цифровую эпоху.

3. Правовые и регуляторные аспекты: Неоднозначный правовой статус криптовалют обуславливает необходимость изучения нормативно-правовой базы, политики противодействия отмыванию денег (AML) и осведомленности клиентов (KYC), а также анализа действующего налогового законодательства и соответствующих правовых норм.

4. Социальные науки: Криптовалюты стали новой темой для социологов, которые изучают их восприятие населением, модели принятия решений и их влияние на доверительные отношения в обществе.

Динамичная природа криптовалют требует применения инновационных исследовательских методик и источников данных. К числу основных методик и источников данных относятся:

1. Сетевая аналитика: Исследователи используют данные записей в блокчейне для анализа топологических характеристик сети, моделей транзакций и активности пользователей. Такой анализ позволяет понять поведение участников сети и свойства экосистемы.

2. Эконометрика и анализ временных рядов: Исследователи используют эконометрические модели для изучения волатильности и корреляций цен криптовалют или объемов торгов. Анализ временных рядов используется для прогнозирования будущих изменений цен и лучшего понимания структуры рынка.

3. Машинное обучение и искусственный интеллект: обучение с учителем, обучение без учителя, обучение с подкреплением все чаще используется для анализа рынка криптовалют и цифровых активов, прогнозирования цен, торговых стратегий и управления рисками.

4. Опросы и анализ настроений: исследователи проводят качественные и количественные опросы, чтобы понять общественное восприятие и

модели принятия криптовалют. Кроме того, методы обработки естественного языка анализируют настроения на платформах социальных сетей, связывая мнения с колебаниями рынка.

5. Правовой анализ: Исследователи тщательно изучают нормативно-правовую базу, выявляют пробелы в законодательстве и дают рекомендации по решению проблем быстро развивающейся отрасли.

Кроме того, результаты исследований служат основой для разработки более устойчивых, эффективных и удобных платформ и сервисов, обеспечивая развитие и становление криптоэкосистемы.

6.2. Сложности при проведении исследований на крипторынке

Хотя финансовые рынки в целом имеют долгую историю применения эконометрических методов, появление рынка криптовалют и цифровых активов породило уникальные проблемы.

1. Проблемы, связанные с данными.

1.1. Доступность данных.

Одной из основных проблем при исследовании данного рынка является ограниченная доступность высококачественных исторических данных. Многие криптовалюты имеют короткий срок существования или низкие объемы торгов, что не позволяет получить достаточное количество данных для проведения надежного эконометрического анализа. Кроме того, быстрое появление новых криптовалют усложняет процесс сбора и ведения всеобъемлющих массивов данных.

1.2. Надежность данных

В индустрии криптовалют существует несколько известных поставщиков данных, которые предлагают обширные наборы исторических данных. Однако зачастую качество и надежность данных в разных источниках существенно различаются. Такие проблемы, как манипуляции, неточные временные метки, дублирование записей или пропущенные значения, могут негативно сказаться на точности анализа и привести к ложным выводам. Сопоставления с рынком традиционных активов (акции и облигации) затруднены тем, что торги на крипторынке идут круглосуточно (24/7), а торги на традиционных рынках четко ограничены временными рамками (основные торги на Мосбирже с 10:30 до 18:30 только 5 рабочих дней в неделю).

1.3. Географическая и рыночная фрагментация.

Крипторынки характеризуются высокой степенью географической разбросанности и фрагментации по различным биржам и платформам. Такая фрагментация приводит к различиям в объемах торгов и цен, что затрудняет применение эконометрических методов.

2. Проблемы моделирования

2.1. Нестационарность и структурные разрывы.

Крипторынки демонстрируют нестационарное поведение с важными структурными разрывами, вызванными какими-либо важными событиями или внезапными изменениями настроений на рынке. Эконометрические модели часто основываются на предположении о стационарности, означаящем, что статистические свойства данных остаются неизменными с течением времени. Наличие нестационарности или структурных разрывов может существенно снизить точность традиционных моделей.

2.2. Волатильность и непредсказуемость

Криптовалюты известны своей волатильностью цен и быстро меняющейся корреляцией с традиционными финансовыми активами. Традиционные эконометрические модели, прогнозирующие будущие цены или доходность на основе предположения о плавном характере исторических данных, могут не отражать экстремальные колебания цен и неопределенность, присущую рынкам криптовалют. Такая непредсказуемость может привести к неточным прогнозам и ошибочным выводам.

2.3. Гетероскедастичность и автокорреляция.

На рынках криптовалют часто наблюдаются гетероскедастичность и автокорреляция - явления, которые нарушают основные предположения многих линейных регрессионных моделей. Гетероскедастичность характеризует неравность дисперсий ошибок, а автокорреляция отражает корреляцию ошибок во времени. Пренебрежение этими характеристиками может привести к смещенным оценкам параметров, неправильным стандартным ошибкам и последующей недействительности тестов гипотез. Исследователям следует проверять эти статистические характеристики рассматриваемых временных рядов данных.

3. Методологические ограничения.

3.1. Проблемы причинности и эндогенности.

Выявление причинно-следственных связей на крипторынках может оказаться непростой задачей. Наблюдаемые корреляции между переменными могут быть результатом влияния других внешних факторов, или же причинно-следственная связь может быть двунаправленной, что приводит к проблемам эндогенности. Для решения этих проблем и получения надежных выводов необходимы более современные методы и приемы, которые будут показаны ниже.

3.2. Ограничения классических эконометрических методов.

Крипторынки могут не соответствовать предположениям, лежащим в основе классических эконометрических моделей (нормальность распределения доходностей, линейность и гомоскедастичность).

Применение стандартных методов к анализу криптовалют может привести к ошибочным выводам или прогнозам. Альтернативные подходы, такие как машинное обучение или байесовские методы, могут стать более подходящими инструментами для моделирования и прогнозирования, но и эти подходы требуют эмпирического тестирования.

Далее мы рассмотрим причины актуальности методов ML, их потенциальные преимущества и уникальный вклад, который они могут внести в прогнозирование цен и в решение ряда других вопросов. Возможность изучать и моделировать биржевые характеристики цифровых активов открывает широкие возможности как для инвесторов, так и для исследователей и регуляторов. Далее мы рассмотрим возможности методов ML и AI и то, как они могут применяться для прогнозирования цен на криптовалюты, управления рисками, торговых стратегий и т.д.

1. Извлечение информации из альтернативных источников данных.

Использование альтернативных источников данных в финансовых исследованиях становится все более актуальным по мере расширения рынка цифровых активов. Методы ML и AI позволяют обрабатывать неструктурированные данные из таких источников, как анализ настроений инвесторов (текстовые сообщения в социальных сетях), объемы торгов и данные блокчейна. С помощью методов обработки естественного языка (NLP), основанных на искусственном интеллекте, исследователи могут извлекать ценные сведения из новостной ленты, статей газет и журналов, комментариев представителей центральных банков и регуляторов, социальных сетей и других текстовых источников и видеоканалов, что позволяет получить более полное представление о факторах, влияющих на цены криптоактивов.

2. Выявление скрытых закономерностей и взаимосвязей в данных. Новые возможности для прогнозирования.

Методы ML и AI (ИИ) позволяют обрабатывать и интерпретировать огромные объемы данных, выявляя скрытые закономерности и взаимосвязи, которые могут быть не очевидны при использовании традиционных методов. Применение различных алгоритмов ML, таких как кластеризация, классификация, регрессия, нейронные сети, ансамблевые модели позволяет исследователям глубже изучить рынок и выявить новые тенденции, недоступные для детектирования эконометрическими методами.

Модели машинного обучения, такие как RNN и LSTM, обладают важной способностью улавливать автокорреляции, сезонность и нелинейность, присущие крипторынку в виде временных рядов, что позволяет делать более точные прогнозы на основе исторических ценовых тенденций и улучшать процесс принятия решений.

3. Сильные стороны ансамблевого обучения и гибридных моделей.

Ансамблевое обучение и гибридные модели объединяют несколько методов ML для создания более мощных и устойчивых моделей. Благодаря использованию различных алгоритмов, дополняющих друг друга, исследователи могут использовать сильные стороны различных моделей для повышения точности и смягчения потенциальных недостатков. Такой подход особенно ценен при изучении криптовалют, поскольку позволяет более точно моделировать биржевые характеристики и лучше понять этот сложный рынок.

4. Модели для управления рисками.

По мере того как криптовалюты становятся все более распространенным средством инвестирования, управление рисками приобретает первостепенное значение как для индивидуальных инвесторов, так и для финансовых институтов. Методы ML и AI, такие как обучение с подкреплением, байесовские сети и метод опорных векторов (SVM), могут быть использованы для построения моделей риск-менеджмента. Эти модели оценивают потенциальные риски, связанные с крипторынками, и предоставляют инвесторам ценную информацию о распределении и диверсификации активов.

5. Разработка алгоритмических торговых стратегий на основе высокочастотных данных.

Современные алгоритмы ML и AI способны обрабатывать высокочастотные данные практически в режиме реального времени, что очень важно для разработки алгоритмических торговых стратегий. Обучая модели на данных тикового уровня (меньше минуты) и информации из книги заявок, исследователи могут получить представление о структуре микрорынков и механизмах обнаружения аномалий в ценообразовании. Количественные стратегии на основе ИИ могут все лучше адаптироваться к изменяющимся рыночным условиям и использовать краткосрочные ценовые неэффективности, что потенциально может привести к повышению прибыльности.

Компании, работающие в данной сфере, называют HFT (High-frequency trading)-фондами. Так, одним из крупнейших и самых известных HFT-фондов является Citadel Securities, которая управляет активами на сумму более 30 млрд долларов США и на долю которой приходится до 10% от общего объема торгов на фондовом рынке США. Еще одним крупным игроком в сфере использования количественных стратегий является хэдж-фонд WorldQuant, который управляет активами на сумму около 10 млрд долларов США. Потрясающе высокая доходность овеянного мифами фонда Medallion от Renaissance Technologies, которая составляет 39% после уплаты налогов и сборов в течение 30-летнего периода с 1988 по 2018

год, так же во многом заслуга использования алгоритмических стратегий и широкого математического аппарата (Lipton, 2021).

Обнаружение манипуляций и отклонений от нормативных требований.

Методы ML и AI хорошо приспособлены для анализа огромных объемов данных, генерируемых криптоэкосистемой. Эти методы могут использоваться для обнаружения необычных закономерностей и потенциально мошеннических действий. Используя алгоритмы обучения без учителя, такие как кластеризация или методы снижения размерности, регулирующие органы и финансовые организации могут лучше контролировать деятельность на биржах цифровых активов для обеспечения соответствия требованиям и стабильности рынка. Так, ЦБ РФ использует модели машинного обучения для анализа, в режиме онлайн обрабатываются данных биржевых торгов. При этом рынки оцениваются как на предмет манипулирования и инсайдерской торговли, так и любого нерыночного ценообразования, в том числе — возникновения пузырей или шоков. Если выявлена аномалия, она попадает в глубокую обработку, которой занимаются специалисты (Лях, 2021).

6. Решение проблемы переобучения и робастности моделей.

Одной из основных проблем при моделировании крипторынка является обеспечение надежности моделей с учетом развивающегося характера этого класса активов. Регуляризация, feature selection и кросс-валидация, могут помочь исследователям творчески подойти к решению проблемы переобучения и повысить точность моделей.

6.3. Источники информации о крипторынке

Для использования любой модели прежде всего необходимы обучающие данные. В таблице 6.1. представлены наиболее популярные и важные источники информации о рынке криптовалют.

Таблица 6.1

Аналитические интернет-ресурсы о рынке криптовалют и цифровых активов

Тип источника	Ссылка на портал
White papers	Официальные порталы криптовалют. https://ethereum.org/en/whitepaper/ https://bitcoin.org/bitcoin.pdf
Blockchain explorers	Позволяет просматривать информацию о транзакциях в блокчейне. https://www.blockchain.com/explorer

Тип источника	Ссылка на портал
	https://etherscan.io/ https://livenet.xrpl.org/
Информация о ценах и биржевых характеристиках	https://www.tradingview.com/ https://coinmarketcap.com/ https://www.coingecko.com/
Фундаментальные индикаторы	https://www.tradingview.com/ https://www.intotheblock.com/ https://coinmetrics.io/ https://www.defined.fi/ https://messari.io/
Поставщики данных по индикаторам сентимента.	https://lunarcrush.com/ https://www.nansen.ai/ https://santiment.net/
Данные по DeFi	https://defillama.com/ https://dexscreener.com/ https://www.defined.fi/
Данные по NFT	https://nonfungible.com/ https://www.cryptoslam.io/ https://nftgo.io/
Аналитические порталы	https://dappradar.com/ https://www.chainalysis.com/ https://research.binance.com/

Данные для работы Amirshahi & Lahmiri (2023) по 27 криптовалютам брались из www.investing.com

Подводя итог, методы ML и AI являются мощным инструментом для изучения криптоактивов и моделирования их биржевых характеристик. Используя такие методы, как распознавание образов, NLP, RNN и LSTM, ансамблевое обучение, управление рисками и обнаружение аномалий, исследователи могут получить ценные сведения о динамике цен криптовалют.

Эти методы не только обогащают наше понимание этого сложного рынка, но и создают возможности для совершенствования моделей прогнозирования (цен, волатильности, ликвидности), торговых стратегий и управления рисками. По мере того, как технология блокчейн и криптовалюты продолжают менять глобальный финансовый ландшафт, роль машинного обучения и искусственного интеллекта в понимании и использовании потенциала цифровых активов будет только возрастать. В связи с этим крайне важно уметь использовать данный инструментарий для анализа этого молодого рынка.

ГЛАВА 7. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ ИССЛЕДОВАНИЙ РЫНКОВ КРИПТОВАЛЮТ И ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ

Цель нашего обзора - дать читателю общее понимание основных направлений исследований в области криптовалют и цифровых активов, а также применения различных методов анализа для их изучения, выявленных зависимостей.

7.1. Основные направления исследования криптовалют

В силу того, что криптовалюты появились раньше иных видов цифровых активов, для этого сегмента характерна большая научная разработанность и многообразие направлений исследований. Здесь и далее анализ научной литературы будет лежать преимущественно в плоскости финансового и экономического аспекта исследований. На рис. 7.1. представлена предлагаемая нами классификация исследований крипторынка, которая, однако, мы не претендуем на исчерпывающую картину. Мы ставим цель осветить наиболее важные аспекты данного рынка, а не детально категоризировать все имеющиеся опубликованные статьи.



Рис. 7.1. Основные направления исследований рынка криптовалют

Рассмотрим подробнее каждое из направлений исследования.

Факторы, влияющие на ценообразование. К этим факторам относятся (i) спрос и предложение, (ii) технологические факторы, (iii) экономические факторы.

1) Факторы спроса и предложения.

Ряд исследований продемонстрировали, что базовые принципы спроса и предложения являются фундаментальными факторами,

играющими решающую роль в определении цен на криптовалюту (Ciaian, Rajcaniova, & Kancs, 2016; Lamothe-Fernandez, Alaminos, Lamothe-Lopez, & Fernandez-Gamez, 2020).

Мы знаем, что объем предложения Bitcoin программно ограничен 21 млн единиц и регулируется специальным криптографическим алгоритмом, который определяет частоту, время и объем предложения Bitcoin, а также вычислительную сложность сети, для поддержания стабильного времени создания блока (Nakamoto, 2008). Было бы логичным предположить, что ценообразование Bitcoin подвержено закону спроса и предложения, то есть при увеличении предложения Bitcoin вследствие добычи новых монет цена на каждую денежную единицу должна снижаться. Однако в настоящее время отсутствует консенсусное мнение по данному вопросу. Так ряд авторов считает, что рост предложения Bitcoin вследствие майнинга приводит к давлению нисходящего тренда на его цену. Это означает, что между предложением Bitcoin и его ценой существует отрицательная связь (Ciaian et al., 2016; Dubey, 2022; Kristoufek, 2015). Однако на основе анализа случайных и фиксированных эффектов есть авторы (Wang & Vergne, 2017), которые утверждают, что рост предложения криптовалют может привести к росту цены, поскольку новые криптовалюты оказываются более привлекательными, чем старые конкуренты.

По мнению ряда авторов факторы спроса оказывают более сильное воздействие на стоимость криптовалют, чем фактор предложения (Ciaian et al., 2016). Увеличение количества монет Bitcoin, доступных для транзакций, может привести к волатильности цены Bitcoin и возникновению масштабного спекулятивного ценового пузыря (Ciaian et al., 2016). Рост транзакционной потребности в биткойне также приводит к росту цены. Например, торги биткойном по отношению к доллару США с июля 2010 года росли в геометрической прогрессии (Polasik et al., 2015). Кроме того, признание Bitcoin в качестве способа оплаты положительно влияет на цену Bitcoin (Polasik et al., 2015), поскольку многие жители развивающихся стран имеют ограниченный доступ к традиционным системам банковских переводов (Schuh & Stavins, 2011). Сетевые факторы, включающие пользователей кошельков, платежных счетов и транзакционных счетов, были основным фактором спроса на криптовалюты и способствовали росту волатильности их доходности (Liu & Tsyvinski, 2021; Nakagawa & Sakemoto, 2022). В связи с этим Bouri et al. (2021) подчеркнули важность объема торгов в формировании динамики криптовалютного рынка и его влияние на доходность и фиксируемые корреляции. Хотя Bitcoin управляется криптографическим алгоритмом, его использование в транзакциях, предложение и уровень цен соответствуют общепринятой экономической теории, особенно количественной теории денег (Kristoufek, 2015).

2) Факторы, связанные с майнингом.

Часто в литературе высказывается мнение, что майнинг Bitcoin является одним из основных факторов, определяющим его предложение и ценообразование (Bouoiyour, & Selmi, 2016; Garcia et al., 2014; Ibrahim et al., 2020).

Данный фактор связан с математическим алгоритмом хеширования (Ibrahim et al., 2020), при этом любые попытки изменить объем эмиссии отклоняются (Nelson, 2018). Термин "хэшрейт" относится к скорости вычислительной мощности компьютера в сети Bitcoin (Lopatin, 2019). Поэтому есть основания полагать, что рост хэшрейта оказывает значительное и положительное влияние на доходность инвестирования в Bitcoin, поскольку при росте хэшрейта скорость добычи должна увеличиваться. Однако Kjaerland et al. (2018) утверждают, что хэшрейт не является значимым фактором для моделирования динамики доходности Bitcoin. Этот вывод был поддержан Fantazzini and Kolodin (2020), которые показали, что хэшрейт не оказывает прямого влияния на цену Bitcoin, поскольку эффект энергоэффективности оборудования для майнинга не является значимым.

Сложность майнинга, наоборот, является важным фактором, влияющим на предложение и ценообразование Bitcoin (Kristoufek, 2015). Под термином "сложность майнинга" понимается единица вычислительной мощности, используемая в процессе добычи Bitcoin для поддержания скорости генерации блоков и критерия хэшрейта (Zhang et al., 2018). Иными словами, увеличение сложности майнинга приводит к росту цены Bitcoin (Guizani & Nafti, 2019). Это согласуется с мнением Ли и Ванга (Li & Wang, 2017), которые использовали модель авторегрессии с распределенным лагом для подтверждения того, что рост сложности майнинга приводит к увеличению цены Bitcoin на раннем этапе развития рынка. Краткосрочная положительная реакция цены Bitcoin является ответом на рост сложности майнинга, но в долгосрочной перспективе сложность майнинга оказывает все более слабое влияние на цену Bitcoin (Guizani & Nafti, 2019).

Напомним, что майнинг это очень энергоемкий процесс, поэтому с момента своего возникновения он искал дешевые источники электроэнергии по всему миру. Сейчас майнинг тяготеет к регионам с исторически сложившимся профицитом электроэнергии. Большое количество майнинговых площадок расположено в США, где множество объектов возобновляемой энергетики, либо работающих на природном газе. В России же исторически для майнинга притягателен Сибирский федеральный округ с его сильной гидроэнергетикой. Положительной стороной майнинга криптовалют является отсутствие необходимости строить физическую инфраструктуру (например, портовую, транспортную). Из новых идей майнинга активно обсуждаются в РФ

попутный нефтяной газ (ПНГ), что крайне выгодно для нефтяных компаний, так как не везде есть возможность закачать его в газотранспортную систему (в РФ есть построенные и успешно работающие объекты в Ямало-Ненецком автономном округе, в Оренбургской области, на Новопортовском и Мессояхском месторождениях). Майнинг выступает как инструмент в области утилизации ПНГ (когда газ пытаются не сжигать, а полезно утилизировать). Это направление достаточно активно развивается крупными нефтяными компаниями, такими как, например, ExxonMobil, которая совместно с BlackRock построила большие объекты по майнингу криптовалюты именно на ПНГ. В РФ было принято решение ввести штрафы за сжигание ПНГ, когда объем штрафов был положен в экономику утилизации, начался интерес к поиску синергии с майнинговыми компаниями. Суммарная мощность майнеров в России на ПНГ достигает 85 МВт. При этом в РФ утилизируют 17 млрд кубометров, а на майнинг в 2023 году приходится 280 млн кубометров¹⁷. Важным элементом «правильных взаимоотношений с майнерами» стали дифференцированные тарифы платы за электроэнергию в регионах. Отметим, что некоторые майнинговые компании РФ делают ИИ своим вторым направлением бизнеса.

Вторым новым направлением майнинга является использование энергии приливов. Насколько оправданы такие инвестиционные проекты – открытый вопрос. Но есть явные плюсы: энергия, извлекаемая из приливов, обеспечивает почти постоянный источник электроэнергии, что делает процесс добычи криптовалюты более стабильным; экологическая чистота: этот способ майнинга абсолютно безвреден для окружающей среды и не создает выбросов вредных веществ.

Еще одно направление майнинга – судоходство и использование качки.

В работе Bhambhwani et al. (2019) исследуется вопрос о том, имеют ли криптовалюты внутреннюю стоимость, связанную с вычислительной мощностью сетей и их общественным принятием. Их гипотеза основана на предположении, что майнеры тратят реальные ресурсы для генерации вычислительной мощности, необходимой для обеспечения безопасности и работы блокчейна. Оптимально работающий блокчейн служит средой для транзакций и привлекает пользователей, разработчиков и посредников, что приводит к увеличению размера сети криптовалюты. Авторы обнаружили, что существует положительная и статистически значимая связь между ценой, вычислительной мощностью и размером сети (уровни принятия,

¹⁷ Данные из докладов стратегической сессии «Утилизация попутного нефтяного газа через дата-центры», на XII Петербургском международном газовом форуме 2023 года.

соответственно), что может быть использовано для построения факторов ценообразования.

Халвинг – еще один фактор, влияющий на предложение и ценообразование Bitcoin (Ibrahim et al., 2020; Meynkhard, 2019). Майнеры могут зарабатывать новые единицы Bitcoin в качестве вознаграждения за свою работу, однако премия за созданный блок будет уменьшаться на 50% каждые четыре года. Сокращение предложения Bitcoin каждые четыре года приводит к росту капитализации Bitcoin (Fantazzini & Kolodin, 2020). Ramos and Zanko (2020) продемонстрировали, что первый халвинг вызвал рост цены Bitcoin, рыночной капитализации и средней комиссии за транзакции вдвое.

В академической литературе стоимость майнинга криптовалюты рассматривается как важнейший фактор, влияющий на ценообразование криптовалют. Sapkota and Grobys (2020) использовали портфельный анализ для изучения взаимосвязи между стоимостью майнинга и ценообразованием криптовалют. Chico-Frias (2021) подтвердил положительное влияние, продемонстрировав, что затраты на майнинг положительно связаны с ценообразованием криптовалюты, поскольку майнинг Bitcoin потребляет электроэнергию (Lamothe-Fernandez et al., 2020). Но это не общепризнанный фактор. Baldan & Zen (2020) утверждают, что прибыль и затраты не являются факторами, определяющими ценообразование BTC. Liu and Tsyvinski (2021) подтвердили, что расходы на электроэнергию и вычисления (затраты на майнинг) не определяют доходность криптовалют. Однако транзакционные издержки могут быть важным фактором, определяющим ценообразование криптовалюты, поскольку влияние волатильности на ценообразование криптовалюты может быть обусловлено транзакционными издержками, которые несут пользователи при покупке криптовалюты (Crettez & Morhaim, 2022).

Эмпирические исследования показывают, что волатильность цен криптовалют может быть обусловлена и другими технологиями. Vo et al. (2022) доказывают, что ценообразование на криптовалюты в краткосрочном периоде может быть чувствительно к фактору сложности майнинга, но в долгосрочной перспективе в большей степени определится базовыми экономическими факторами.

Время от времени майнеры биткоина ставят рекорды. Так 12 ноября 2023 года майнеры заработали более \$44 млн в качестве вознаграждений за добычу блоков и комиссий за транзакции. Это рекордный показатель, начиная с 21 апреля 2022 года, когда за сутки майнеры получили \$44,5 млн. Отдельный исследовательский вопрос – доходы майнеров и факторы, влияющие на проекты майнинга. Заметим, что доходы майнеров имеют прямую зависимость от цены Биткоина, который с ноября 2023 года начал стремительный рост на фоне новостей о возможном одобрении Комиссией

по ценным бумагам и биржам США спотового биткоин-ETF. Приток в криптовалютные инвестиционные продукты с 4 по 10 ноября 2023 года составил \$293 млн. За семь недель совокупные поступления превысили \$1 млрд. Это третий по величине годовой показатель за всю историю, сообщается в аналитическом отчете CoinShares.

3) Экономические факторы.

В работе Van Wijk (2013) влияние на цену Bitcoin доказывается по таким макроэкономическим факторам как индекс фондового рынка, обменные курсы и цены на нефть. Аналогичным образом, Vouioyoug and Selmi (2015) обнаружили, что объем торгов Bitcoin и обменные операции приводят к росту цен BTC. Далее рассмотрим экономические факторы, наиболее часто рассматриваемые в эмпирических исследованиях.

3.1. Обменные курсы.

Обменные курсы оказывают значительное влияние на ценообразование криптовалют. Влияние обменного курса на стоимость Bitcoin может быть объяснено следующим образом: укрепление валютного курса может привлечь пользователей Bitcoin к совершению большего количества торговых и обменных операций. Таким образом, это приведет к росту спроса на Bitcoin. Усиление валюты какой-либо страны к доллару США, как основной валюте для торгов Bitcoin, может усиливать торговлю Bitcoin и, следовательно, вызывать рост цены. Поэтому для инвесторов в криптовалюты курс национальной валюты к доллару США является ориентиром для инвесторов при принятии решений.

Polasik et al. (2015) продемонстрировали, что и доллар США, и евро имеют сильную отрицательную связь с ценой Bitcoin. Эти результаты согласуются с мнением Pouyer (2019), который предположил, что обменный курс китайского юаня отрицательно связан с ценой Bitcoin.

В то же время в работе Panagiotidis et al. (2018) с помощью метода LASSO было выявлено, что обменные курсы, включая JPY/USD, CNY/USD, USD/EUR и GBP/USD, положительно влияют на доходность Bitcoin. Это подтверждается данными Huang et al. (2022), которые обнаружили, что курсы EUR/USD, GBP/USD и JPY/USD положительно влияют на доходность Bitcoin.

Однако, некоторые исследования не подтверждают факт наличия связи между обменными курсами фиатных валют и стоимостью криптовалют. Так Almansour et al. (2020) утверждают, что курсы USD/JPY, USD/GBP, USD/GBP и USD/AU не оказывают существенного влияния на доходность Bitcoin, при доверительном интервале 95%. Однако при доверительном интервале в 90%, фунт стерлингов становится значимым.

3.2. Процентные ставки.

Nguyen et al. (2022a) исследовали как процентная ставка ФРС США, и межбанковская ставка Центрального Банка Китая влияют на курс стейблкоинов и криптовалют на основе моделей GARCH, EGARCH, Fixed Effect Model и Random Effect Model.

Полученные результаты свидетельствуют о том, что повышение ставок по государственным облигациям США и китайским межбанковским операциям оказывает значительное влияние на стейблкоины и криптовалюты, порождает рост волатильности цен на этих рынках. Navidz et al. (2021) обнаружили, что процентная ставка ФРС отрицательно влияет на цену Bitcoin, причем отрицательная связь заключается в том, что более высокая процентная ставка ФРС отбивает у инвесторов желание вкладывать деньги в Bitcoin как в спекулятивный актив. Как надежный инструмент инвесторы рассматривают облигации США и повышение ставок перетягивает спрос участников рынка. Этот вывод согласуется с мнением Zhu et al. (2017), которые утверждают, что повышение процентной ставки может привести к сокращению спекулятивных инвестиций. Таким образом, повышение процентных ставок оказывает негативное влияние на стоимость Bitcoin (Jareno et al, 2020).

3.3. Индекс потребительских цен (CPI).

Исследования показали, что индекс потребительских цен (ИПЦ) является важной детерминантой, влияющей на цену Bitcoin. Индекс потребительских цен оказывает долгосрочное негативное влияние на цену Bitcoin (Zhu et al., 2017). Однако, в работе Wang et al. (2022) утверждается, что ИПЦ положительно коррелирует с биткойном в краткосрочном периоде, поскольку Bitcoin может выступать в качестве хеджирующего актива. Corbet et al. (2020 г.) использовали индекс настроений для изучения взаимосвязи между макроэкономическими новостями, касающимися Bitcoin.

Полученные результаты показали, что новости об ИПЦ не имеют существенной связи с ценой Bitcoin.

3.4. Поведение товарных активов (золото и нефть).

В ряде исследований было показано, что золото как макроэкономический фактор оказывает значительное и положительное влияние на цену Bitcoin. Так Lamothe-Fernandez et al. (2020) используя методы глубокого обучения (AI) показали, что рост цены золота положительно влияет на цену Bitcoin. Этот вывод согласуется и с более ранними работами Ciaian et al. (2016) и Pogudin et al. (2019), где доказывалось, что золото и нефть положительно коррелируют с ценой Bitcoin. В работе Panagiotidis et al. (2018), авторы, используя метод LASSO регрессии также подтверждают, что на доходность Bitcoin оказывают положительное влияние золото и нефть.

3.5. Фондовый рынок.

Влияние фондовых индексов не однозначно. С одной стороны, индекс Доу-Джонса положительно связан с ценой Bitcoin (Claian et al., 2016; Lamothe-Fernandez et al., 2020). Широкий индекс американского рынка S&P 500 оказывает значительное и положительное влияние на цену Bitcoin (Bakas et al., 2022; Jareno et al., 2020; Nguyen, 2022), при этом он также движется сонаправленно с доходностью Bitcoin (Vo et al., 2022). Индекс фондового рынка Китая также оказывал положительное и значимое влияние на цену Bitcoin (Bouoiyour & Selmi, 2015). Panagiotidis et al. (2018) показали положительное влияние по японскому индексу Nikkei. Dyhrberg (2016) сопоставлял фондовые рынки в контексте влияния на цену Bitcoin. Однако в работе Zhu et al. (2017) было показано, что американский индекс Доу-Джонса оказывает долгосрочное негативное влияние на цену Bitcoin.

Anamika et al. (2021) доказали, что страх на рынке акций положительно коррелирует с доходностью Bitcoin, Ethereum и Litecoin. Когда на рынке акций наблюдались "медвежьи" настроения, это могло заставить инвесторов рассматривать криптовалюту в качестве альтернативного актива, что порождало рост цен на криптовалюту. Другие факторы, такие как индексы государственных облигаций и доходность акций малых компаний существенно влияли на доходность криптовалюты (Ciner et al., 2022).

Возможными факторами микроструктуры рынка, которые требуют эмпирической проверки, могут являться условия биржевой торговли (условия получения кредитного плеча, задаваемые уровни маржи и ограничения по ставкам финансирования). По крайней мере, в ноябре 2023 года именно эти факторы существенно влияли на цену Terra (LUNA). Котировки криптовалюты росли как на фоне общей позитивной динамики рынка, так и на заявлениях Binance о коррекции кредитного плеча, уровня маржи и ограниченной ставки финансирования для нескольких бессрочных фьючерсных контрактов, в том числе 1000LUNCUSDT.

7.3. Поведенческие аспекты инвестиций в криптовалюты

1. Особый класс криптоинвесторов.

На рынке криптовалют инвесторы интерпретируют высокую волатильность как возможность получения более высокой прибыли, в отличие от традиционных финансовых рынков, где инвесторы воспринимают волатильность негативно (Nadler & Guo, 2020). Кроме того, криптоинвесторы склонны придерживаться поведенческих моделей торговли, ориентируясь на краткосрочные тренды, используя часовые и дневные частоты в сделках с высоким уровнем сентимента и большим

объемом, что подтверждает наличие «шумовой торговли» на крипторынке (Karaa et al., 2021).

Некоторые авторы делают предположение о схожести характера спроса на криптовалютном рынке с лотерейным спросом, то есть инвесторы ищут криптовалюты, которые демонстрируют высокую отдачу на вложенные средства (Grobys & Junttila, 2021), при этом, не заботясь о риске краха, как инвесторы фондовых рынков (Jia et al., 2021). В данном контексте инвестирование в криптовалюты действительно имеет схожие элементы со ставками или лотереями, при котором высокий риск краха и потери вложенных денег компенсируется высокой доходностью в случае значительного роста цены. Данный вывод свидетельствует о том, что поведение, направленное на поиск риска, движет криптоинвесторами (Pelster et al., 2019).

Для более глубокого изучения данного вопроса в исследовании Gemayel & Preda (2021) анализировалась способность криптоинвесторов к обучению. Полученный парадокс - отсутствие способности к обучению или даже иррациональное обучение с целью повышения доходности. Малоуспешные инвесторы увеличивают риск будущих сделок, вкладывая дополнительные денежные средства, что напоминает азартную игру, когда участники повышают ставки и продолжают играть после неудачных сделок в итоге теряя все вложенное. В то же время, когда инвесторы показывают хорошие результаты торговли, они не вносят дополнительные средства, но и не выводят их с рынка, предпочитая оставлять свои средства на рынке криптовалют (Gemayel & Preda, 2021). Как результат, криптоинвесторы получают очень высокие аномальные доходы в периоды низкой неопределенности и очень низкие аномальные доходы в периоды высокой неопределенности (Luo et al., 2021).

2. Сентимент инвесторов.

Исследование сентимента инвесторов в криптоиндустрию является одним из ключевых методов анализа рассматриваемых сегментов рынка. С его помощью можно определить чувства и настроения участников рынка в отношении конкретной криптовалюты или всего рынка в целом. Такой анализ предоставляет ценную информацию для трейдеров, инвесторов и исследователей, позволяя им принимать более обоснованные решения на основе понимания эмоциональной составляющей рынка. Далее мы рассмотрим основы исследования сентимента, его важность для анализа рынка криптовалют и популярные методы проведения такого анализа.

В рамках данного направления в предшествующих работах было установлено, что на решение инвесторов инвестировать в рынок криптовалют влияют такие факторы, как социальное воздействие, хороший уровень финансовой грамотности, наличие необходимых ресурсов, ожидание хороших результатов и толерантность к риску. Под термином

социальное воздействие (Social influence) авторы подразумевают любое изменение, вызванное в поведении индивида давлением сверстников, лидерами мнений или обществом в целом (Gupta et al., 2020).

Подобные исследования были характерны даже для раннего рынка криптовалют. Так Ong et al. (2015), используя данные социальных сетей, обнаружили четыре ключевые переменные, связанных с рыночной капитализацией криптовалют: (i) запросы на pull request на GitHub, (ii) количество добавленных правок в код, (iii) количество активных аккаунтов в GitHub крипто-проекта и (iv) количество общих комментариев. Наибольший исследовательский интерес проявляется по самым крупным по рыночной капитализации криптовалютам, что вполне ожидаемо. Однако сбор этой информации является уникальным для криптовалют, поскольку доступность источников, присущих только рынку криптовалют, открывает новые возможности для исследований.

Cretarola & Figa-Talamanca (2017) одними из первых предложили модель для анализа на основе фактора доверия. Aste (2019) изучал характер зависимостей движения цен и общественных настроений, связанных с почти 2000 криптовалютами, торговавшихся в течение первых шести месяцев 2018 года. Полученные результаты свидетельствуют о сложной структуре взаимосвязей, в которой цены и настроения влияют друг на друга в разных валютах как мгновенно, так и с опережением.

Nasekin & Chen (2019) изучали настроения инвесторов в отношении криптовалют, используя лексикон-корпус, предложенный в работе Hou et al. (2018). Для учета контекстно-зависимой информации авторы применяют методы обработки естественного языка для классификации на уровне предложений и построения индекса настроения инвесторов.

Таким образом, практически общепринятым является вывод, что настроения инвесторов оказывают существенное влияние на рынок криптовалют и цифровых активов (Anamika et al., 2021). Однако это влияние различается в зависимости от микроэкономических и макроэкономических настроений. Выяснилось, что микроэкономические настроения, отражающие проблемы индивида (поиск работы, безработица), оказывают большее влияние, чем макроэкономические (Burggraf et al., 2020). Кроме того, при пессимистичных настроениях инвесторов доходность инвестиций в Bitcoin снижается, а при бычьих настроениях инвесторы склонны к рискованному поведению (Burggraf et al., 2020). В условиях паники и "медвежьих" настроений на фондовых рынках инвесторы обращаются к криптовалютному рынку, что приводит к росту цен на криптовалюты (Gaies et al., 2021). Таким образом, в периоды неопределенности криптовалюты больше привлекают инвесторов (Anamika et al., 2021). Кроме того, как оптимистично, так и пессимистично настроенные инвесторы в Bitcoin в краткосрочной перспективе

увеличивают объем торгов при росте цены монеты. Однако при падении цены Bitcoin пессимистично настроенные инвесторы снижают объем торгов (предвидя будущие убытки), а оптимистично настроенные продолжают торговать в обычном режиме.

Колебания настроений инвесторов формируют доходность криптовалют, так как при выходе позитивных новостей дисперсия доходности уменьшается (Caferra, 2020). Таким образом, оптимизм приводит к совпадению ожиданий инвесторов и высоким ценам, что свидетельствует о том, что настроения инвесторов влияют на цены криптовалют, а волатильность криптовалют зависит от настроения и поведения инвесторов (Caferra, 2020).

Большинство инвесторов получают информацию о росте интереса или спроса на криптовалюты из социальных сетей (Mai et al., 2018). Однако не все социальные медиа оказывают одинаковое влияние: например, сообщения на интернет-форуме для Bitcoin (Bitcointalk.org) оказывают большее влияние на стоимость Bitcoin по сравнению с записями в Twitter; тем не менее можно отметить связь между "бычьими" постами и более высокой будущей стоимостью Bitcoin (Mai et al., 2018). Есть также доказательства того, что объем сообщений в Twitter является предиктором ценовой доходности криптовалют (Kraaijeveld & De Smedt, 2020), а индексы объема поиска в Google могут помочь предсказать волатильность криптовалют (Bleher & Dimpfl, 2019).

Perry-Carrera (2019) исследовали связь между ценой Bitcoin и настроениями пользователей в Twitter, используя метод сентимент-анализа. Авторами был предложен алгоритм, который использует данные социальных сетей для прогнозирования цены Bitcoin. Авторы обнаружили, что использование метода опорных векторов приводит к более точным прогнозам цены Bitcoin, чем использование линейной регрессии. Park & Lee (2018) показали, что активность пользователей в Twitter имеет значительное влияние на цену криптовалют. Более того, сентимент-анализ на основании разделения на положительную, отрицательную и нейтральную тональность твитов оказывает еще большее влияние на изменение цен на криптовалюты. Также авторы доказывают, что структура сообществ в Twitter может оказывать влияние на то, как информация распространяется в сети, и на популярность криптовалют.

В работе Shen et al. (2020) авторы исследуют факторы, влияющие на цену криптовалют, и предлагают трехфакторную модель оценки цены. Предполагается, что криптовалюты, как и традиционные финансовые активы, могут быть оценены с помощью модели CAPM (Capital Asset Pricing Model). Заметим, что исходно модель CAPM не учитывает особенности криптовалютного рынка, такие как высокая волатильность и слабая корреляция с другими активами. Основным результатом

исследования Shen et al. (2020) является предложенная авторская трехфакторная модель, которая позволяет оценивать доходность криптовалют с учетом особенностей криптовалютного рынка. Авторы утверждают, что их модель может быть использована для прогнозирования цен криптовалют и для принятия инвестиционных решений.

Целью исследования Guindy (2021) было выявление связи между активностью пользователей на платформе Reddit и доходностью криптовалют. Исследование показало, что наличие положительной тональности обсуждений в сообщениях Reddit связано с повышением доходности криптовалют на следующий день. Однако, эта связь ослабевает со временем и становится менее значимой после 7 дней. Кроме того, автор обнаружил, что эффект наиболее сильно проявляется для менее популярных криптовалют, а не для более известных, таких как Bitcoin и Ethereum.

Kim et al. (2022) используют цепи Маркова (НММ – Hidden Markov Model) для анализа настроений инвесторов на рынке криптовалют. В результате исследования было выявлено два скрытых состояния, которые отражают разные тенденции рынка криптовалют: восходящие и нисходящие (увеличивающиеся или уменьшающиеся локальные тенденции). С помощью НММ можно проводить анализ и прогнозирование рынка криптовалют на основе выявленных закономерностей в последовательности поведения рынка.

В статье Baug and Dimpfl (2018) демонстрируются эффекты асимметричной волатильности для 20 крупнейших криптовалют и отмечается, что они проявляют совершенно другую асимметрию по сравнению с фондовыми рынками: положительные шоки приводят к большему увеличению волатильности, чем отрицательные. Этот нетипичный эффект авторы объясняют торговой активностью неосведомленных шумовых трейдеров при положительных шоках и информированных трейдеров при отрицательных шоках. Результаты исследования, по мнению авторов, подтверждают гипотезу "страха упущенных возможностей" (FOMO) непрофессиональных инвесторов.

3. Эффект стадного поведения инвесторов.

Как следствие зависимости биржевых характеристик криптоактивов от настроений в медиа и социальных сетях, в академических исследованиях отмечаются элементы стадного поведения инвесторов (Kallinterakis & Wang, 2019; King and Koutmos, 2021; Raimundo Júnioret al., 2020; Bouri et al., 2019b; Rubbaniy et al., 2021). Ряд авторов утверждают, что криптовалюты не имеют фундаментальной стоимости и их стоимость основана исключительно на сентимент-трейдинге (Kallinterakis & Wang, 2019; Stavroyiannis & Babalos, 2019). Это подтверждается тем, что на рынке криптовалют доминируют иррациональные инвесторы, принимающие свои

инвестиционные решения на основе рыночных настроений, которые усиливаются из-за отсутствия ярко-выраженной фундаментальной ценности у криптовалют (Kaiser & Stöckl, 2020; Ballis & Drakos, 2020). Признаки стадного поведения инвесторов также присутствуют в инвестиционных решениях при ICO конкретных монет (Thies et al., 2021).

Некоторые факторы, по-видимому, усиливают стадное поведение, а другие - снижают его. Например, меньшая степень регулирования рынка приводит к усилению стадного поведения и большему присутствию иррациональных инвесторов на криптовалютном рынке (Xiong et al., 2020). Стадное поведение становится более очевидным, когда рынок переживает стресс (Kumar, 2020), тоже характерно и для периодов бычьего рынка (Shrotryia & Kalra, 2021; Papadamou et al., 2021). Этот факт также особенно актуален в периоды высокой волатильности и высоких рыночных цен, когда для поведения цен криптовалют малой капитализации характерно усиление стадного поведения (Kallinterakis & Wang, 2019; Stavroyiannis & Babalos, 2019; Manahov, 2021). Кроме того, рост курса доллара и индекса S&P 500, по-видимому, также повышает уровень стадности на рынке криптовалют (Youssef, 2020). Ряд исследователей отмечают, что стадное поведение инвесторов проявляется в периоды неопределенности, например, во время пандемии COVID-19 (Rubbiany et al., 2021; Bouriet al., 2019b).

Жесткое регулирование рынка приводит к снижению стадного поведения инвесторов (Xiong et al., 2020). Также самое характерно для медвежьего периода рынка (Kumar, 2020; Shrotryia & Kalra, 2021; Papadamou et al., 2021), а также для периодов роста цен на золото. Стадное поведение изменяется во времени, что свидетельствует об изменчивой природе данного явления (Bourgi et al., 2019b; Manahov, 2021). Отмечается эффект следования за трендом настроений и стадного поведения неинформированных инвесторов в криптовалютных сделках (Fousekis & Tzaferi, 2021). Эти эффекты проявляют себя как важные детерминанты на рынке криптовалют (Fousekis & Grigoriadis, 2021) и помогают в прогнозировании цен на криптовалюту (Gurdgiev & O'Loughlin, 2020).

4. Эффект моментум и эффект внимания инвесторов.

Моментум эффект широко освящен по рынку акций. Этот эффект, а также важность заметности активов для крипторынка отслеживаются в работе (Liu et al., 2020b). Более того, есть свидетельства возможности на этих эффектах предсказать доходность криптовалют (Liu & Tsyvinski, 2021).

Неопытные криптовалютные инвесторы полагаются на социальные сети и интернет для получения информации о криптовалютах, что говорит о краткосрочном влиянии внимания инвесторов на криптовалютный рынок (Li et al., 2021a). Кроме того, такие криптовалюты, как Bitcoin, Ethereum,

Ripple и Litecoin, демонстрируют двунаправленную связь с вниманием инвесторов (Li et al., 2021a). Более того, можно говорить о большем внимании инвесторов к ликвидным криптовалютам, купить и продать которые рядовые инвесторы могут с минимальными потерями денежных средств. Эта взаимосвязь между вниманием инвесторов и ликвидностью контрастирует с той, которая была обнаружена для других классов активов. В связи с этим розничным инвесторам следует с осторожностью относиться к отсутствию ликвидности на крипторынке (Tripathi et al., 2021).

На рынке криптовалют был обнаружен эффект максимального момента, который проявляется в виде более высокой будущей доходности при фиксации максимальной дневной доходности текущего дня. Однако настроения инвесторов могут влиять на величину эффекта моментум, что порождает гипотезу о схожести этого рынка с лотереей (Li et al., 2021b).

Интересны исследования моментум стратегии на криптовалютах Виктории Добрынской из НИУ ВШЭ (Dobrynskaya, 2023). Доказывается влияние моментум на эффекты усиления одностороннего риска (downside risk).

Однако на рынке криптовалют присутствуют и профессиональные игроки, а также спекулятивные трейдеры. Если профессиональные инвесторы покупают или продают, когда цена Bitcoin выше или ниже определенного значения, то спекулятивные трейдеры используют стратегию импульсной торговли (на моментум эффекте) при высокой волатильности рынка и противоположную стратегию при низкой волатильности (Lee et al., 2020b).

В последнее время в литературе нашло широкое упоминание применения моделей машинного обучения для построения таких переменных, как внимание общественности, настроения в социальных сетях и макроэкономическая среда (Liu et al., 2020a, b; Yasir et al., 2020). Методы машинного обучения используются и для того, чтобы помочь инвесторам лучше прогнозировать 1) цены криптовалют (Fang et al., 2021; Zhang et al., 2021b; Zoumppekas et al., 2020; Alonso-Monsalve et al., 2020; Kim et al., 2021), 2) торговую активность в виде объемов торгов (Antulov-Fantulin et al., 2021), а также для построения торговых стратегий (Vo & Yost-Bremm, 2020; De Angeliset al., 2021). Есть также основания полагать, что в будущем в торговле на крипторынке будут доминировать советники и алгоритмы искусственного интеллекта (Petukhina et al., 2021a, b).

5. Новостной фон в объяснении поведения криптоактивов, информация о регуляторных изменениях.

Ряд исследований выявляют ценовые эффекты, связанные с влиянием новостей на поведение инвесторов (Flori, 2019b). На инвесторов в криптовалюты негативные новости оказывают большее влияние, чем

позитивные (da Gama Silva et al., 2019). Например, криптоинвесторы воспринимают возможное принятие нормативных актов на рынке криптовалют как плохую новость, поэтому реагируют на нее негативно. Однако инвесторы реагируют менее негативно, если рассматривать неликвидные криптовалюты и те, которые подвержены риску информационной асимметрии (Chokor & Alfieri, 2021). В этом отношении ICO обладают большей информационной асимметрией между инвесторами и эмитентами, чем IPO на рынке акций, так как ICO имеют меньшую юридическую поддержку, меньше регулируются и с большей вероятностью могут быть мошенническими. Тем не менее инвесторы могут получить более высокую доходность от ICO в первый день, если настроения на рынке позитивные и ожидается высокий объем торгов в первый день (Felix & von Eije, 2019).

Запрет ICO в Китае вызвало значительную и отрицательную аномальную доходность на криптовалютном рынке, после этого события уровень ликвидности также снизился, что имело временный эффект (Zhang & Gregoriou, 2020). Напротив, объявления Федерального комитета по операциям на открытом рынке ФРС США (FOMC) оказывают незначительное влияние на цену Bitcoin (Pyo & Lee, 2020). Макроэкономические объявления, такие как индекс потребительских цен (CPI) и индекс цен производителей (PPI), оказывают незначительное влияние на цену Bitcoin (Pyo & Lee, 2020). Кроме того, в отношении новостей, связанных с политическим руководством, наблюдаются свидетельства о низкой степени доверия крипто-инвесторов центральным банкам и правительствам. Как следствие, новости, связанные с органами власти, приводят к более активному торговому поведению (Zhang et al., 2019).

Между тем всегда существует возможность использования СМИ (новых и социальных сетей) для манипулирования поведением инвесторов. На криптовалютном рынке часто наблюдаются манипуляции, например схемы "накачки и сброса" («pump and dump»), когда мошенники используют свои каналы в социальных сетях, чтобы сигнализировать инвесторам об искусственном завышении цен на криптовалюту, чтобы затем выгодно продать ее наивным инвесторам (Nghiem et al., 2021). Поэтому инвесторам следует избегать иррационального стадного поведения в социальных сетях (Yasir et al., 2020).

В статье Makarov & Schoar (2019) исследуется, как формируется цена на Bitcoin и какие новостные факторы влияют на ее изменение. Авторы считают, что инвесторы за пределами США и Европы готовы платить больше за Bitcoin во время подъема цен на криптовалюты, а инвесторы из стран с нестабильными финансовыми институтами или жестким контролем за капиталом могут ценить Bitcoin выше, так как могут выиграть от

обладания криптовалютами для решения разных задач. Следовательно, цены на Bitcoin в этих странах более чувствительны к новостям о потенциальном использовании Bitcoin или другим положительным событиям.

Cankaya et al. (2019) исследуют влияние разных категорий новостей о криптовалютах на доходность и волатильность шести выбранных криптовалют: Bitcoin, Monero, Ethereum, Litecoin, Ripple и Zcash. Для этого новости из 1054 источников были классифицированы на 22 категории, затем разбиты на шесть групп при помощи кластерного анализа. Каждая группа была смоделирована с помощью модели семейства ARCH для каждой криптовалюты. Результаты показали, что новости о нормативных актах национальных властей оказывают значительное влияние на все шесть групп криптовалют.

В статье Catania&Grassi (2022) исследуется возможность использования глубокого обучения для прогнозирования цен на криптовалюты. Авторы предлагают модель, основанную на рекуррентных нейронных сетях (RNN), которая может обрабатывать текстовые данные из различных источников, включая новости и сообщения в социальных сетях. Авторы также сравнили результаты своей модели с другими методами прогнозирования цен на криптовалюты, такими как ARIMA и LSTM, и показали, что их модель обеспечивает более точные прогнозы. Таким образом, статья показывает, что глубокое обучение, особенно RNN, может быть эффективным инструментом для прогнозирования цен на криптовалюты на основе анализа текстовых данных.

6. Информационная эффективность рынка криптовалют.

Вопрос об информационной эффективности рынка криптовалют стал предметом многочисленных исследований. Неэффективность криптовалютного рынка до настоящего момента общепризнана, поскольку существует множество свидетельств, указывающих на такие его характеристики (Ante & Meyer, 2021; Lee et al., 2020a; Kankanam Pathirana et al., 2021). Один из аргументов - инвесторы получают аномальные доходы на рынке криптовалют (Gregoriou, 2019). Кроме того, прямая связь роста объема торгов с ростом доходности означает, что инвесторы могут получать более высокую прибыль за счет информации, содержащейся в прошлых данных о торговой активности (Fousekis & Grigoriadis, 2021). Проведение монетарной политики количественного смягчения (QE) усиливает неэффективность рынка (Huang, 2021). Исследователи считают, что рынок криптовалют проявляет себя как незрелый рынок, на котором эффективно используется только 10% информации, что свидетельствует о высокой спекулятивности рынка (Kang et al., 2021).

Неэффективность криптовалютного рынка может привести к потенциальным арбитражным возможностям, которыми могут

воспользоваться инвесторы (Andrade et al., 2021; Tadi & Kortchemski, 2021). Наглядным подтверждением этого является так называемая «премия кимчи» - бОльшая стоимость криптовалют на биржах в Южной Корее по сравнению с остальным миром (Eom, 2021). Кроме того, арбитраж между рынком форекс и криптовалютами, по-видимому, происходит в периоды кризисов, превосходя инвестициями в криптовалюты (Huang, 2021). Рынок фьючерсов на Bitcoin также демонстрирует неэффективность и расхождение цен (Lee et al., 2020a, b).

Однако, несмотря на признаки того, что рынки криптовалют и цифровых активов по-прежнему являются во многом неэффективными (Pathirana et al., 2021; Ante & Meyer, 2021; Masiak et al., 2020), и демонстрируют низкую зрелость (Celeste et al., 2020), новые факты указывают на то, что крипторынок со временем меняется и становится более зрелым (Vidal-Tomás, 2021). Криптовалюты, созданные до 2017 года, оказались менее неэффективными (Kang et al., 2021). Лишь некоторые криптовалюты подтверждают гипотезу неэффективного рынка, когда цена сделок с криптовалютами не отражает всей существующей на рынке информации (Kang et al., 2021).

Пандемия COVID-19 оказала положительное влияние на эффективность рынка в целом. До пандемии COVID-19 наиболее соответствующим критериям эффективности был Bitcoin, однако после COVID-19 с точки зрения гипотезы эффективности рынка Ethereum оказался даже эффективнее Bitcoin (Mnif et al., 2020). С точки зрения волатильности и доходности связи между рынками криптовалют растут, что свидетельствует о повышении эффективности криптовалютных рынков (Aslanidis et al., 2021).

Ряд данных свидетельствует о том, что криптовалютные рынки не зависят от других активов. Например, есть признаки того, что рынок криптовалют не зависит от макроэкономической среды и не обнаруживает связи с традиционными рынками (Glas, 2019). Так же исследования отмечают, что реакция криптовалют на крупные мировые события, такие как BREXIT и выборы в США, может не совпадать с реакцией других классов активов, что свидетельствует о том, что криптовалюты являются уникальными инвестиционными активами (Schaub & Phares, 2020).

Некоторые исследования показывают, что криптовалюты (в частности, Bitcoin) следует рассматривать не как валюты или средства платежа, а как спекулятивные активы (Corbet et al., 2018a,b), технологический продукт или даже как пузырь на рынке (White et al., 2020). Отмечается значительное своеобразие поведения Bitcoin как от фиатных валют, так и от золота (Baur et al., 2018). Bitcoin не коррелирует с другими активами, демонстрирует особое поведение волатильности, высокую сменяемость бычьего и медвежьего режимов и уникальные характеристики

зависимости риск-доходность (Baur et al., 2018; Tavares et al., 2021). Кроме того, цена Bitcoin, похоже, не влияет или не подвержена влиянию цен других криптовалют, что говорит о том, что Bitcoin в какой-то мере независим от большинства криптовалют (Zięba et al, 2019).

Однако в других исследованиях подчеркивается, что криптовалютный рынок демонстрирует растущую взаимозависимость, что, скорее всего, связано с поведением криптоинвесторов (Fruehwirt et al., 2020). Например, есть данные о том, что криптовалюты по своему поведению больше похожи на акции, чем на традиционные валюты (Bleher & Dimpfl, 2019). Также есть свидетельства высокого сходства между скорректированными коэффициентами Шарпа для рынка криптовалют и традиционными индексами, такими как S&P 500 (Nagy & Benedek, 2021), а также о схожести поведения Bitcoin с другими классами активов, особенно сырьевыми, что свидетельствует о том, что рынок не является изолированным (Bouri et al., 2018).

Выявлена положительная связь между доступом к банковской системе в стране и локальными объемами торгов Bitcoin (Bouraoui, 2020). Кроме того, неопределенность политики относительно криптовалют и доходность золота, по-видимому, являются важными факторами, определяющими доходность Bitcoin (Panagiotidis et al., 2018). Так же можно отметить отрицательное и существенное влияние на медианную дневную доходность Bitcoin появления на рынке новых альткоинов, что свидетельствует о снижении доходности Bitcoin в целом (Nguyen et al, 2019).

Согласно ряду исследований, криптовалютный рынок демонстрирует сильную и значительную сезонность: так высокая средняя доходность в один и тот же день будет сохраняться и в будущем. С другой стороны, низкие средние показатели доходности в один и тот же день в прошлом продолжают оказывать негативное влияние в будущем (Long et al., 2020). Однако в отношении сезонности, нет единого мнения, так как есть свидетельства того, что в период с 2013 по 2018 год на рынке не наблюдалось эффектов сезонности (Carogale et al., 2019).

Риск дефолта криптовалют также является важным фактором для принятия решений инвесторами. Интерес и настроения инвесторов быстро меняются, поскольку часто появляются спекулятивные новости на тему будущего той или иной криптовалюты, что приводит к высокой волатильности цен (Lansky, 2020). Смерть криптовалюты наступает в момент ее исключения из листинга биржи. Вероятность исключения только что зарегистрированной криптовалюты из списка в течение одного года составляет примерно 35%, а в течение последующих пяти лет - 71%. С другой стороны, криптовалюта, торгуемая на бирже в течение трех-четырёх лет, имеет примерно 13% шансов быть исключенной из списка в

течение одного года (Lansky, 2020). Кроме того, 71% брошенных криптовалют возрождаются, однако 18% прекращают свое существование, а 44% временно прекращают свое существование (Gandal et al., 2021). Инвесторы учитывают пееспективы жизнеспособности криптовалюты.

I. Диверсификационные и хеджирующие свойства криптовалют. Гипотеза о криптовалютах как безопасной гавани.

На протяжении тысячелетий золото являлось общепризнанным хранилищем и мерой стоимости, обеспечивая долгосрочную стабильность и безопасность на финансовом рынке (Erb & Harvey, 2013). Золото страховало от макро и геополитических потрясений. Bitcoin и золото похожи как с психологической точки зрения, так и как ресурс. Ни один из них не может быть создан произвольно: каждый должен быть добыт, и каждый имеет конечный запас. При этом золото имеет фундаментальную ценность, когда используется для изготовления ювелирных и художественных изделий, а также электронных и медицинских компонентов. Ограниченность предложения "цифрового золота" в сочетании с его признанием рынком позволяет предположить, что Bitcoin может играть ту же роль, что и золото. В работе Klein et al. (2018) показано, что динамика волатильности криптовалют действительно имеет некоторое сходство с динамикой волатильности золота и серебра.

Gkillas and Longin (2018) подтверждают, что Bitcoin — это новое цифровое золото, и исследуют потенциальные преимущества Bitcoin в периоды экстремальной волатильности рынка. Они обнаружили, что корреляция экстремальных доходностей между Bitcoin и американским, и европейским фондовыми индексами увеличивается во время просадок на фондовом рынке и уменьшается во время подъемов. Их вывод заключается в том, что Bitcoin может играть важную роль в управлении активами и обеспечивать результаты, аналогичные использованию золота. Более того, авторы обнаружили низкую экстремальную корреляцию между Bitcoin и золотом, что говорит о возможности совместного использования этих активов в турбулентные времена. Тем не менее мы предлагаем с осторожностью подходить к интерпретации этих результатов, учитывая очень ограниченный объем данных.

Petukhina et al. (2018) обнаружили, что по причине высокой волатильности криптовалют применение традиционных риск-ориентированных портфелей, таких как портфели с минимальной дисперсией и минимальным CVaR, не приводит к существенному повышению эффективности инвестиций. Тем не менее диверсификация для снижения рисков портфеля может быть достигнута и даже улучшена за счет добавления криптовалют, поскольку они имеют низкую корреляцию с традиционными активами, а также за счет того, что среднедневная

доходность криптовалют выше, чем у традиционных активов (Lee et al, 2018). Кроме того, можно отметить, что инвесторы, стремящиеся к диверсификации, получают более высокую ожидаемую доходность (Trimborn et al., 2020; Feng et al., 2018; Baumöhl, 2019).

Кроме того, если рассматривать только криптовалютные портфели, то диверсификация может быть достигнута путем оценки оптимальных весов для альткоинов, что позволит снизить ошибки следования (Trimborn & Härdle, 2018). В литературе показано, что Bitcoin, в частности, может быть хорошим диверсификатором и что корректировка риска портфеля может быть улучшена, однако эта способность может меняться со временем (Bouri et al., 2017a,b; Flori, 2019b; Koutmos, 2020). С другой стороны, на отрезке с 2014 по 2017 год Bitcoin не был лучшим выбором для оптимизации портфеля по соотношению риск-доходность (Trimborn et al., 2020). Более того, во время вспышки COVID-19 Bitcoin вел себя подобно традиционным активам: реализованная и подразумеваемая волатильности Bitcoin показали положительную и сильную корреляцию, что существенно снизило диверсификационный потенциал этой криптовалюты (Alexander & Imeraj, 2021). В таких случаях инвесторам следует рассмотреть возможность включения в портфель других криптовалют (Trimborn et al., 2020).

Заметим, что в настоящее время криптовалюты не являются основным инвестиционным инструментом большинства институциональных инвесторов. В большинстве случаев они выступают в качестве составного элемента более крупных портфелей, в которых широко представлены традиционные виды финансовых активов, такие как акции, облигации, валюта и сырьевые товары. В финансовой литературе делается вывод о том, что с годами институциональным инвесторам становится все труднее диверсифицировать риск обычных ценных бумаг в портфеле. Это связано с тем, что доходность этих ценных бумаг, как правило, сильно коррелирует, особенно в периоды нестабильности на рынке. Тем не менее, если направление доходности криптовалют периодически отклоняется от доходности традиционных классов активов, они могут улучшить соотношение риск-доходность для международных инвесторов в хорошо диверсифицированном портфеле.

Этот вопрос изучался в ряде исследований. Ben Saïda (2023) рассматривает связь между курсом Bitcoin и валютными курсами большой панели стран (как развитых, так и развивающихся). Результаты, полученные с помощью копул, свидетельствуют о наличии изменяющейся во времени зависимости, при которой межрыночные связи усиливаются в периоды экономического спада или турбулентности на рынке цифровых денег. Авторы отмечают, что связь была очень сильной во время последних кризисов (крах Bitcoin в 2021 году и российско-украинский конфликт в 2022 году), что свидетельствует о значительной связи цифровых и фиатных

валют. Другим примером применения метода копулы для исследования хвостовых зависимостей в криптовалютах является работа Charfeddine et al. (2020). Данное исследование посвящено взаимосвязи Bitcoin и Ethereum с традиционными финансовыми активами с целью количественной оценки преимуществ диверсификации, которую предоставляют криптовалюты. Эмпирические результаты указывают на изменяющуюся во времени структуру зависимости между рассматриваемыми криптовалютами и традиционными валютами, что в некоторые периоды создает возможности для диверсификации рисков.

В работе Ahn (2022) подробно рассматриваются экстремальные когерентности между доходностью акций и криптовалют. Автор выявил существенную зависимость между доходностью крупнейших криптовалют (Bitcoin, Ethereum и BNB) и индексом S&P 500. В аналогичном контексте Jiang et al. (2021) рассматривают потенциал шести основных криптовалют в качестве адекватных диверсификаторов для шести фондовых индексов с большой капитализацией. Используя подход квантильной когерентности, авторы показывают, что доходность криптовалют, как правило, положительно зависит от колебаний доходности фондовых индексов, а также что криптовалюты и фондовые рынки более согласованы в среднесрочной и долгосрочной перспективе, особенно в периоды спада фондового рынка. Таким образом, в двух вышеупомянутых исследованиях содержится предостережение относительно ограниченных возможностей диверсификации рисков, предоставляемых криптой, особенно в периоды падений фондовых индексов.

В работе Maghyereh & Abdoh (2020) исследуются связи Bitcoin с более широким спектром классов активов, включая акции, облигации, валюты и сырьевые товары. Авторы используют непараметрические эконометрические методы (квантильную кросс-спектральную зависимость) для выявления возможной асимметрии в структуре зависимости. Проведенный анализ свидетельствует в пользу того, что уровень корреляции меняется в зависимости от горизонта инвестирования и режима рынка. Авторы выявили значительную долгосрочную зависимость между биткойном и индексом S&P 500, но более слабую связь с обменным курсом доллара США и евро. Авторы также углубляются в исследование направления причинно-следственных связей и распространения шоков между различными классами активов. Полученные результаты свидетельствуют о том, что колебания цен на традиционные активы оказывают влияние на доходность Bitcoin в нижних квантилях, хотя обратного направления причинно-следственной связи, как правило, не наблюдается.

Еще одной хорошо изученной характеристикой криптовалют является их способность к хеджированию. При включении в портфель

инвесторов криптовалюты могут обеспечить привлекательную доходность и преимущества хеджирования (Boggi, 2019). Инвесторы в криптовалюты могут использовать акции в своих портфелях для хеджирования рисков (Aliu et al., 2021). Более того, в случае использования акций в портфеле криптовалют риск снижается на 36%, в случае использования фиатных валют - на 31%, а в случае сырьевых товаров - примерно на 21% (Aliu et al., 2021). Поэтому включение акций, фиатных валют или сырьевых товаров может помочь криптоинвесторам снизить риск их портфелей (Aliu et al., 2021). Более того, при положительных событиях на криптовалютном рынке инвесторы, по-видимому, направляют капитал из золота и акций в Bitcoin, что свидетельствует о феномене переключения и способности Bitcoin хеджировать риски на этих рынках (Cafferla et al., 2021). Кроме того, криптовалюты могут использоваться в качестве инструмента хеджирования портфеля фиатных валют, более эффективного, чем диверсифицированный валютный портфель или даже золото, тем более что золото чувствительно к политической неопределенности и изменений в глобальной экономике (Cheong, 2019).

О свойствах криптовалют как безопасного убежища для инвесторов исследования проводились в основном для Bitcoin. Данные показывают, что премия за риск Bitcoin имеет близкую к нулю корреляцию с премией за риск других активов, что подтверждает свойства "безопасного убежища" Bitcoin (Alexander & Imeraj, 2021). Более того, Bitcoin демонстрирует сильные свойства "безопасного убежища" для акций отрасли энергетики. Однако эти свойства изменяются во времени и отличны при экстремальных восходящих и нисходящих движениях рынка (Bouri et al., 2017a, b).

Данные показывают, что криптовалюты не представляют системного риска для азиатских финансовых рынков, поэтому криптовалюты, по-видимому, не влияют на азиатские финансовые рынки (Handika et al., 2019). Однако Bitcoin продемонстрировал мощные возможности "безопасного убежища" при резких нисходящих движениях азиатских акций, однако следует оговориться, что эти свойства не постоянны (Bouri et al., 2017a,b).

II. Волатильность доходности и эффект передачи волатильности.

Одним из основных критических замечаний в адрес криптовалют как платежного средства является их высокая волатильность по сравнению с фиатными валютами. Например, если годовая волатильность EUR/USD составляет всего 10–15%, то волатильность Bitcoin может достигать нескольких сотен % в год, что не соответствует требованию к валюте как к инструменту сохранения стоимости. Однако в ряде работ показано, что долгосрочный тренд волатильности криптовалют снижается, особенно тех криптовалют, которые достигают большего распространения и высокой капитализации рынка. Однако, с другой стороны, высокая волатильность

рынка криптовалют может быть выгодна для инвесторов, поскольку допускает так же многократное увеличение вложенного капитала.

С этим связана проблема возникновения экстремальных событий, или крупных потрясений, которые гораздо более вероятны для цифровых активов, чем для классических активов. Такие показатели рыночного риска, как Value-at-Risk, неизбежно возрастают из-за "толстых хвостов" распределений доходности, особенно в периоды высокой волатильности. Более того, в периоды высокой турбулентности рынка увеличиваются как волатильность, так и корреляции между криптовалютами, что приводит к снижению преимуществ диверсификации портфелей. Следовательно, для контроля рыночных рисков необходимы адекватные динамические показатели волатильности и зависимостей (линейных и нелинейных) между цифровыми активами.

Важным практическим и научным вопросом является исследование структуры зависимости цен криптовалют от рыночных шоков. Этот вопрос также связан с возможностями диверсификации рыночного риска. Нужно признать, что инвесторы в цифровые активы и криптовалюты столкнулись с высоким уровнем волатильности и последовательными периодами просадок, наиболее сильным из которых стал недавний обвал 2021–2022 года. В ряде эмпирических исследований изучается степень передачи волатильности и экстремального риска по всем типам виртуальных монет.

Рынок криптовалют хорошо известен своей высокой волатильностью, что привлекает многих инвесторов (Pelster et al., 2019). Существующие исследования по данной тематике показывают некоторые особенности этого рынка, которые следует учитывать инвесторам (Wang et al., 2023). Например, высокая волатильность, присутствующая для длинных временных горизонтов, сохраняется при переходе к коротким горизонтам; и наоборот, высокая волатильность на коротких горизонтах не сохраняется при переходе к длинным горизонтам (Gradojevic & Tsiakas, 2021). Так же есть свидетельства того, что ведущими реципиентами переливов реализованной волатильности на криптовалютном рынке являются Bitcoin и Litecoin, а ведущими передатчиками переливов - Ripple и Binance Coin (Hasan et al., 2021). Более того, волатильность и доходность перетекают друг в друга с течением времени, причем пики перетекания возникают во время крупных событий в мире криптовалют. Bitcoin вносит наибольший вклад в переток волатильности и доходности среди криптовалют (Koutmos, 2018), что свидетельствует о растущей интеграции криптовалютного рынка (Koutmos, 2018). Условная дисперсия криптовалют, таких как Bitcoin, Ether, Litecoin и Ripple, отражает асимметричный эффект хороших и плохих новостей (Katsiampa, 2019). Кроме того, они демонстрируют положительные условные корреляции и поведение, изменяющееся во времени (Katsiampa, 2019).

Akyildirim et al (2021) исследовали эффект «перелива» (spillover) волатильности на рынке криптовалют, посредством модели TVP-VAR. Согласно результатам исследования, Bitcoin постепенно теряет первенство по влиянию в пользу альткоинов, однако остаётся основным источником формирования сентимента. В работе Safiullin et al. (2018) авторы пытаются построить прогноз на длинном промежутке времени (3-4 месяца) при помощи ARIMA (2,1,2). На выбранном временном промежутке прогноз давал максимальную ошибку 3,5%. Также представляет интерес собранная статистика по правовому регулированию криптовалют и построенная на этих данных линейная регрессия по авторской методологии. Коэффициент детерминации оценен в $R^2 = 0.9552$, линейный коэффициент $\alpha = 0.0495$, больше нуля, что реалистично описывает новостной фон 2018 года, когда активно обсуждались вопросы принятия законодательной базы для криптовалюты во многих странах по всему миру.

Kwapień et al. (2021) рассматривают кросс-корреляционную структуру доходностей на обширной панели из 80 криптовалют, торгуемых на платформе Binance. Рассчитав коэффициенты кросс-корреляции и проанализировав спектральные свойства корреляционной матрицы, авторы пришли к выводу, что рынок криптовалют со временем стал более связанным. Доходность цифровых монет проявляет более сильную корреляцию в периоды экономических потрясений, как это было в годы, непосредственно следовавшие за вспышкой пандемии COVID-19, и становится более независимой в периоды относительной стабильности.

В работе Pele et al. (2021) исследуется взаимосвязь криптовалют и традиционных классов инвестиционных активов, таких как акции, облигации, недвижимость и сырьевые товары. Используя методы сокращения размерности и классификации, авторы выявили три фактора, которые совместно определяют ежедневную логарифмическую доходность исследуемой панели активов, и назвали их хвостовой фактор, фактор памяти и фактор моментум. Криптовалюты имеют исключительно высокую подверженность хвостовому фактору, что отличает их от классических инвестиционных активов. Они также демонстрируют высокую степень согласованности как класс активов, в том смысле, что время от времени они группируются и отклоняются от классических активов.

Aguei et al. (2022) использовали вейвлет-модели для изучения синхронных и асинхронных связей между общностью доходностей криптовалют и индексом волатильности криптовалют (VCRIX). VCRIX может рассматриваться прогностическим показателем и, следовательно, индикатором восприятия инвесторами неопределенности развития событий на рынке криптовалют. Авторы используют обширный набор ежедневных данных с августа 2017 года по август 2021 года, охватывающих

такие значимые глобальные события, как торговая война между Китаем и США и вспышка пандемии COVID-19. Эмпирические результаты свидетельствуют о сильной связи между криптовалютами и VCRIX на различных инвестиционных горизонтах. Исследование также выявило значительную корреляцию между Биткойном и другими виртуальными монетами, что указывает на ограниченные возможности диверсификации для рынка Bitcoin в портфеле, состоящем из различных типов криптовалют. Значительная часть волатильности на рынке цифровых монет, по-видимому, имеет несистематическое происхождение, не обусловленное динамикой VCRIX. Это говорит о том, что, хотя инвестирование в отдельные криптовалюты может быть рискованным делом, диверсифицированный портфель криптовалют может обеспечить лучший контроль над рисками в конкретных рыночных режимах. Также установлено, что для криптовалют передача волатильности внутри группы сильнее, чем с индексами риска, такими как Volatility Uncertainty Index (VIX), Crude Oil Volatility Index (OVX), Economic Policy Uncertainty Index (EPU) или Geopolitical Risk Index (GPR).

В работах Al-Yahyaee et al. (2019) и Dong et al. (2022) подтверждается, что большинство аномалий, наблюдаемых на рынке криптовалют, усиливается в периоды низкой ликвидности. Таким образом, рынок становится очень уязвимым в периоды не только существенных подвижек на макроуровне и на фондовом рынке, но и периоды потери ликвидности.

James and Menzies (2022) обнаружили, что цены на криптовалюты становятся более сонаправленными на медвежьих периодах рыночной динамики (снижения цен). Уровень взаимосвязи значительно снижается в периоды подъема рынка. Кроме того, по-видимому, существует положительная связь между волатильностью и размером рынка в том смысле, что уровни волатильности сопоставимы для криптовалют со схожей рыночной капитализацией.

Отдельного внимания заслуживают работы, использующие продвинутое математические модели для исследования криптовалютных данных. Dipple et al. (2020) применяют модель стандартного геометрического броуновского движения (GBM) для моделирования будущих цен криптовалют и процесс Орнштейна-Уленбека для моделирования активности в социальных сетях и объёмов торгов.

Многие работы, посвящённые исследованию волатильности на рынках криптоактивов, включают в себя параметрические оценки, получаемые в рамках моделей семейства GARCH. В работе Katsiampra (2017) предложена модель AR(1)-GARCH для оценки волатильности Bitcoin путем сравнения ряда моделей семейства GARCH. Kim et al. (2021) сравнивают модель GARCH с моделью стохастической волатильности (SV)

и приходят к выводу, что в периоды более сильной волатильности на крипторынках SV показывает более точный результат.

Aydogan et al. (2022) используют VAR-BEKK-GARCH модель на ежедневных данных по индексам стран G7, E7 и Bitcoin. Авторы обнаружили однонаправленное влияние рынков криптовалют и фондовых рынков для E7 и двунаправленное для G7 (в том числе для BTC и S&P 500). Авторы объясняют это сохраняющейся сильной связью доходностей и волатильностей рынков криптовалют и фондовых рынков стран G7. Аналогичный вывод содержится в работе Ghorbel & Jeribi (2021), где с использованием DCC-GARCH исследован эффект запуска фьючерсов на Bitcoin в декабре 2017 г. и показано увеличение условной корреляции между фондовыми индексами и криптовалютами начиная с 2020 г. Ustaoglu (2022), используя VAR-DCC-GARCH модель на ежедневных данных, показал одностороннее влияние волатильности турецкого фондового индекса BIST100 на волатильность Bitcoin.

III. Пузырь ли рынок криптовалют?

Время от времени на фондовом рынке возникают всплески цен (и доходностей), которые отклоняются от модельных зависимостей справедливой компенсации риска (в рамках традиционных представлений о соотношении риска и доходности). Ряд аналитиков-скептиков относительно криптоиндустрии ставят вопрос об иррациональной природе движения цены криптоактивов и наличии пузырей на этом рынке. Мы следующим образом разделяем рациональные и иррациональные пузыри на финансовых рынках: рациональные пузыри поддерживаются на рынке, когда инвесторы предполагают, что смогут выгодно продать переоцененный актив по еще более высокой цене. И наоборот, иррациональные пузыри образуются, когда инвесторы руководствуются психологическими факторами, не связанными с фундаментальной ценностью актива" (Cheah & Fry, 2015). Приведем интересные работы, где исследуется вопрос наличия пузыря на крипторынке.

Рынки Bitcoin и Ethereum подвержены образованию "пузырей" (Hayes, 2019; Fry, 2018; Cretarola & Figà-Talamanca, 2020; Geuder et al., 2019). Интересны работы, где предложены модели для определения режима пузыря на рынке криптовалют (Cretarola & Figà-Talamanca, 2020). Заметим, что ценовые всплески происходят и без пузырей на рынке (Fry, 2018). Тем не менее существуют доказательства сходства процессов образования пузырей на крипторынке, при этом цены отдельных валют и активов не обязательно будут расти синхронно, однако после обвала цены поведение их синхронизируется и это может являться аргументом к подтверждению гипотезы пузыря (Provenzano & Baggio, 2021).

Dong et al. (2018) отмечают, что для пузыря криптовалют характерны следующие особенности: (i) высокая волатильность, (ii) динамика цен значительно чувствительна как к настроениям инвесторов, так и к политическим (не экономическим) событиям и новостям, и (iii) рынок демонстрирует различные циклические особенности для США и Китая (но эти особенности сильно увязаны с вмешательством в работу данного рынка органов власти).

Chaim & Laurini (2019) проанализировали ежедневные доходности Bitcoin в период с января 2015 по март 2018 г. для эмпирического исследования гипотезы ценового пузыря. Мотивация тестирования такой гипотезы базируется на характеристиках Bitcoin, что может порождать «пузыри»: цены Bitcoin очень волатильны, имеют большой эксцесс и отрицательную асимметрию. Chaim & Laurini (2019) приходят к выводу, что поведение цены Bitcoin в долларах США можно признать "пузырем". Henry & Igrera (2017) так же утверждают, что криптовалюты демонстрируют поведение, похожее на пузырь. Исследование Hafner (2018), расширяет традиционные тесты на "пузырь" на случай изменяющейся во времени волатильности.

Главная критика крипторынка – отсутствие фундаментальной стоимости. Однако и здесь есть когнитивные аргументы, и по мнению Gronwald термин «криптопузыри» следует использовать с осторожностью (Gronwald, 2021).

IV. Ликвидность и влияние на биржевые характеристики.

Еще одна проверка концепции «риск – доходность» связана с влиянием ликвидности и компенсацией низкой ликвидности премией за риск. Согласно накопленным данным эмпирических исследований, криптовалюты с более высокой ликвидностью демонстрируют более низкую доходность. Например, по исследованию Zhang & Li (2021) на недельных данных, высокая ликвидность на текущей неделе порождает пониженную доходность на следующей неделе, что свидетельствует об отрицательной связи между доходностью криптовалют и ликвидностью. Более того, ликвидность рынка криптовалют, по-видимому, не подвержена влиянию рынков акций и валютного рынка форекс, а зависит от таких специфических для криптовалют переменных, как волатильность криптовалютных доходностей, объем торгов в долларах и количество транзакций (Brauneis et al, 2021). Заметим, что ликвидность Bitcoin зависит от открытия фондовых рынков в Лондоне, Токио и Нью-Йорке и достигает своего пика, когда открыты рынки Лондона и Нью-Йорка (Aleti & Mizrach, 2021).

V. Направление дальнейших исследований.

Однако несмотря на достаточную изученность проблематики криптовалют, существует большое количество пробелов в академической литературе. Одним из важных направлений дальнейших исследований является изучение эффекта диспозиции среди криптоинвесторов (Gemayel & Preda, 2021): насколько институциональные инвесторы и розничные инвесторы подвержены влиянию разных факторов, например, насколько различны макроэкономические настроения (Burggraf et al., 2020). Будущие исследования поведения криптоинвесторов должны также учитывать большое количество респондентов из разных слоев общества, чтобы иметь широкий взгляд на инвестиционное поведение (Gupta et al., 2020). Кроме того, не до конца изученным является феномен стадного поведения на крипторынке (Papadamou et al., 2021). Может ли стадное поведение предсказывать периоды стресса на криптовалютном рынке (Raimundo Júnior et al., 2020) и может ли эффект ограничения цены позиции на криптовалютных биржах помочь смягчить стадное поведение на этих рынках (Manahov, 2021). Накопление статистики позволит оценить стадное поведение на основных криптовалютных биржах в кризисные периоды (da Gama Silva et al., 2019).

Можно отметить так же предпосылки к задействованию большего числа крипто-бирж и криптовалют (Flori, 2019b; Vo & Yost-Bremm, 2020; Tadi & Kortchemski, 2021), что может помочь объяснить явления хеджирования на криптовалютном рынке (Papadamou et al., 2021), получить новые данные об управлении рисками (Cheong, 2019), а также выявить причины чрезмерной реакции цен на криптовалютном рынке (Carogale & Plastun, 2019). Кроме того, некоторые исследования подчеркивают преимущества использования высокочастотных данных (Alonso-Monsalve et al., 2020; Gaies et al., 2021).

Спекулятивные стратегии на крипторынке (Poysier, 2019) еще слабо изучены, с использованием арбитража, учитывающего транзакционные издержки, ликвидность и трансграничное финансовое регулирование (Huang, 2021). Много белых пятен в изучении сезонности на криптовалютном рынке и возможностей применения выявленных эффектов для инвестиционных стратегий (Long et al., 2020).

7.2. Научный взгляд на сегмент децентрализованных финансов (DeFi)

Децентрализованные финансы — это широкий термин для обозначения всех финансовых продуктов и услуг, построенных на базе открытых публичных блокчейнов. В литературе предложено несколько определений децентрализованных финансов, или DeFi. Децентрализованные финансы — это любая финансовая инфраструктура,

использующая технологию блокчейн для предоставления финансовых услуг без участия посредников (Caldarelli & Ellul, 2021). Meegan (2020) определяет децентрализованные финансы как трансформацию традиционных финансовых продуктов в продукты, которые работают без посредника с помощью смарт-контрактов на блокчейне. Основываясь на этих определениях, Gudgeon et al. (2020) подчеркивают, что децентрализованные финансы — это одноранговая финансовая система, использующая смарт-контракты на основе технологии распределенного реестра для обеспечения целостности и безопасности хранения данных о транзакциях. Также Schär (2021) указывает, что проекты в сфере децентрализованных финансов используют смарт-контракты для создания протоколов, которые воспроизводят существующие финансовые услуги в более открытом и прозрачном виде (Schär, 2021).

Zetsche et al. (2020) подробно описывают децентрализованную финансовую экосистему: основы концепции DeFi, используемые технологии, анализируются вопросы регулирования, безопасности и юридические аспекты функционирования этого сегмента крипторынка. Авторы исследуют такие элементы DeFi продуктов, как биржи, стейблкоины, кредитные протоколы, разясняя, как принцип их работы, так и какой вклад они могут внести в финансовую экосистему. Также в статье обсуждаются вопросы безопасности DeFi и риски, связанные с использованием данной технологии. Авторы анализируют различные инциденты, связанные с хакерскими атаками на DeFi-продукты.

Децентрализованное финансирование имеет ряд преимуществ. Децентрализованное финансирование может расширить финансовую доступность, стимулировать инновации, устранять необходимость в посредниках, обеспечивать неизменность транзакций, возможность проверки транзакций любым человеком, имеющим доступ в Интернет, и в итоге удешевить трансграничные операции (Ozcan, 2021; Macaskill, 2021; Chen & Bellavitis, 2020; Yavin & Reardon, 2021). DeFi могут способствовать финансовой доступности, предоставляя доступ к кредитам, что может принести пользу малым предприятиям и частным лицам без кредитной истории, поскольку в данном случае не используется кредитный скоринг, а также не требуется выполнения требований «Know Your Customer» (Salami, 2020). Основное преимущество децентрализованного финансирования заключается в том, что децентрализованная финансовая система предлагает более дешевую альтернативу традиционной финансовой системе. Система построена на блокчейне, плата за банковские или посреднические услуги не взимается и операции осуществляются на основе одноранговой сети (Salami, 2020).

Можно выделить 6 основных направлений исследований сегмента децентрализованных финансов:

1. Влияние сектора децентрализованных финансов на пользователей и общество. Потенциальные риски децентрализованных финансов.

DeFi обладает потенциалом вызвать существенные сдвиги в экономике и привести к новой парадигме в секторе финансов (Bennett et al., 2020; Katona, 2021; Schär, 2021), Schueffel, 2021). Однако во многих предшествующих исследованиях (Amler et al., 2021; Bennett et al., 2020; Carter & Jeng, 2021; Qin et al. 2021 a; Schueffel, 2021), а так же в докладе ЦБ России "Децентрализованные финансы" (2022) отмечается, что несмотря на многообещающие перспективы сектора децентрализованных финансов, существуют определенные риски и вызовы, связанные с развитием данной области. Это отсутствие юридической защиты для пользователей, сложность оценки рисков и непредсказуемость ценовой волатильности. В связи с этим возникает необходимость в разработке соответствующих нормативных и правовых механизмов, которые будут обеспечивать защиту интересов всех участников рынка.

Ряд исследователей так же выделяет определенные риски сегмента DeFi, которые не характерны или характерны в меньшей степени для традиционных финансовых рынков, что может негативно сказаться на всем рынке (Amler et al., 2021; Bennett et al., 2020; Carter & Jeng, 2021; Katona, 2021; Schär, 2021; Schueffel, 2021).

Данные риски, специфичные для DeFi, можно классифицировать как 1) риски инфраструктуры блокчейна, 2) риски нарушения анонимности, 3) риски протоколов DeFi, 4) риски взаимосвязи рынка криптовалют, DeFi и других активов.

Carter and Jeng (2021) трактуют взаимосвязь и корреляции DeFi с традиционными финансовыми системами, как еще одну категорию риска.

Одним из существенных рисков, влияющих на сегмент DeFi, является ограничение масштабируемости блокчейна. Другими словами, сеть блокчейн может страдать от ограниченной пропускной способности, что увеличивает транзакционные издержки и ухудшает ее доступность (Amler et al., 2021; Carter & Jeng, 2021; Katona, 2021; Schär, 2021; Schueffel, 2021). Кроме того, существует риск того, что кибератаки приведут к увеличению ценового проскальзывания и извлечению дополнительной стоимости, также известной как MEV (Maximal extractable value). Ситуация усложняется возможными сбоями в механизме консенсуса, что может нанести ущерб безопасности инфраструктуры блокчейна и целостности данных (Carter & Jeng, 2021; Qin et al., 2022).

Еще одним риском, влияющим на инфраструктуру блокчейна, является деанонимизация транзакций, поскольку в блокчейне данные транзакций общедоступны (Amler et al., 2021; Carter & Jeng, 2021; Qin et al. 2021a; Schär, 2021). Чтобы продемонстрировать этот риск, Hickey &

Harrigan (2021) продемонстрировали возможность сопоставления реальных личностей с адресами блокчейна на DEX. Wang et al. (2021) оценили анонимность приложений для усиления конфиденциальности транзакций, таких как криптовалютные миксеры. На основе своей оценки они пришли к выводу, что определенное поведение пользователей может негативно повлиять на конфиденциальность и, возможно, позволит сделать выводы о личности пользователей.

Переходя к рискам протокола, следует отметить, что к ним относятся манипуляции в данных протоколов, манипулирование рынком, а также риски ликвидности, что может привести к потерям для пользователей, взаимодействующих с протоколами (Amleret al., 2021; Carter & Jeng, 2021; Katona, 2021; Qin et al., 2021a; Schär, 2021). Манипуляции с протоколами включают в себя технические и экономические ошибки проектирования, которыми можно воспользоваться злоумышленникам. Связанный с этим риск заключается в том, что уязвимости могут быть использованы злонамеренно, что может привести к захвату контроля над протоколом. На рыночном уровне существуют риски рыночных манипуляций, малой ликвидности, искусственной волатильности активов (Amleret al., 2021; Carter & Jeng, 2021; Chen & Bellavitis, 2020). Манипулирование рынком подразумевает арбитраж между рынками, схемы “pump and dump”, а также другие виды мошеннического заработка. Риск неликвидности означает истощение ликвидности в протоколе DeFi, что приводит к невозможности осуществления сделок и продажи ранее купленных активов.

II. Эффективен ли рынок DeFi-активов?

Когда мы рассматриваем базовые требования для функционирования DeFi, возникает критический вопрос, являются ли протоколы, услуги и рынки DeFi безопасными и эффективными. При высокой популярности процентные модели кредитных протоколов являются основным механизмом стимулирования ликвидности. В периоды низкого спроса они выполняют эту же функцию, стимулируя заимствование (Qin et al., 2021b), однако в периоды низкой ликвидности, когда поставщики не могут снять средства, кредитные протоколы не выполняют данную функцию (Gudgeon et al., 2020a; Gudgeon et al., 2020b). Это происходит в разных протоколах с разными кривыми процентных ставок. Более того, как показывает работа Gudgeon et al. (2020b), ставки заимствования различных протоколов кредитования влияют друг на друга, что указывает на то, что участники заинтересованы в переключении между низкодоходными и высокодоходными активами и платформами. В целом рыночная эффективность различных приложений DeFi возросла, особенно после введения токенов управления. Например, в протоколах кредитования, таких как сложное финансирование, пользователи вводят все более низкие коэффициенты обеспечения, однако увеличивая эффективность капитала и

риск ликвидации (Gudgeon et al. 2020a; Gudgeon et al. 2020b; Perez et al., 2021). Что касается манипулирования рынком, в литературе подчеркивается «фиктивная торговля» — технический термин, обозначающий одновременную покупку и продажу актива для создания искусственной рыночной активности. Как обнаружили Victor and Weintraud (2021), количество фиктивных сделок сократилось с момента появления DEX на основе технологии АММ (Automated market makers).

Стоит отметить, что инвесторы берут на себя более значительные риски, когда протоколы DeFi используются для спекуляций или в проектах «фарминга доходности» (Liu et al., 2020; Saengchote, 2021). В этом контексте пузыри DeFi возникают в основном на основании в токенах протоколов децентрализованных финансов, например, MKR (токен управления, выпущенный протоколом MakerDAO) или LINK – собственный токен проекта Chainlink (Corbet et al., 2021).

III. *Использование различных блокчейн-платформ для DeFi.*

Влияние различных блокчейн-платформ для рынка DeFi рассмотрено в ряде работ: Carter & Jeng, 2021; Irresberger et al., 2020. На сегодняшний день ни одна блокчейн-платформа не продемонстрировала, что она способна обеспечить достаточный уровень масштабируемости и безопасности (Irresberger et al., 2020).

Блокчейн Ethereum является доминирующей платформой для приложений DeFi, поскольку он предоставляет возможность работать со сложными финансовыми инструментами посредством смарт-контрактов. Однако стремительный рост пользователей DeFi-экосистемы привел к серьезной перегрузке и снижению пропускной способности сети. Такая перегрузка приводит к увеличению времени транзакций и очень высоким денежным комиссиям за перевод средств.

Работа Shekhawat et al. (2021) поднимает проблемы DeFi в сети Ethereum, а также возможности масштабирования за счет использования кросс-цепочечных решений. Smith (2021), Momtaz (2022), а также Makarov & Schoar (2022) дают обзор более широкой экосистемы DeFi. В них рассматриваются потенциальные преимущества и проблемы DeFi по сравнению с традиционными сегментами КИ, в то время как в работе Kang et al. (2023) авторы обсуждают основные риски использования блокчейна Ethereum.

Заметим, что блокчейн Bitcoin не представляет ценности для большинства пользователей DeFi из-за его ограниченных функциональных возможностей. Что касается производительности, пропускная способность транзакций DeFi ниже, чем при использовании традиционных каналов финансовых расчетов, таких как VISA или Master Card. Кроме того, базовый блокчейн представляет собой системный риск для DeFi из-за возможных сбоев механизма консенсуса, централизации майнеров и

ошибок в коде (Carter & Jeng, 2021; Irresberger et al., 2020). Так Bahga & Madiseti (2020) обнаружили, что существующим блокчейн-платформам не хватает совместимости и способов передачи средств между собой. Таким образом, можно сделать вывод, что на пути роста технологической эффективности сегмента DeFi еще предстоит преодолеть значительные препятствия.

IV. Применение DeFi в финансовой экосистеме, бизнес-модели DeFi.

Рассмотрим возможности применения сегмента децентрализованных финансов в традиционной финансовой экосистеме. Многие исследования в значительной мере связывают развитие сектора DeFi с Биткойном. Это связано с их общей целью по децентрализации финансовых услуг и посредничества (Chen & Bellavitis, 2020; Derviz et al., 2021; Grassi et al., 2022; Katona, 2021). Стоит помнить, что основной целью DeFi является замена традиционных финансовых инструментов и услуг децентрализованным и цифровым способом (Grassi et др., 2022; Kumar et al., 2020). Оценивая эту цель, в литературе сформулированы четыре основные бизнес-модели DeFi: децентрализованные валюты, платежные услуги, платформы по сбору средств и заключение контрактов. Все четыре предназначены для преодоления проблем централизации и централизованной финансовой системы (Chen & Bellavitis, 2020; Schueffel, 2021).

Услуга децентрализованных платежей представляет собой экономичные и безграничные P2P-платежи между сторонами, которые могут создать новые бизнес-модели, основанные на микроплатежах (Chen & Bellavitis, 2019; Schueffel, 2021). Однако отсутствует точная информация о возможности существенно снизить транзакционные издержки приложений DeFi, поскольку они зависят от масштабируемости блокчейна (Katona, 2021; Meegan & Koens, 2021).

Другая бизнес-модель DeFi — децентрализованный сбор средств — основана на возможности сбора средств для проекта через приложения DeFi. Сбор средств посредством ICO и первичных биржевых предложений (IEO - Initial Exchange Offerings) особенно ценен, если токен представляет собой неотъемлемую полезность для проекта DeFi (Arnold et al., 2019; Chen & Bellavitis, 2019).

Что касается децентрализованного заключения контрактов, эта бизнес-модель также известна как децентрализованное автономное финансовое посредничество, например, в форме кредитования или займа. В данном случае активы не защищены традиционными финансовыми законодательными актами, например, о страховании банковских вкладов (Derviz et al., 2021; Meegan & Koens, 2021; Qin et al. 2021a; Xu & Vadgama, 2021). Принимая во внимание этот значительный риск, Meegan & Koens (2021 г.) и Xu & Vadgama (2021 г.) поставили под сомнение возможность

замены протоколами DeFi роли банков. Derviz et al. (2021) предложили использовать цифровые валюты центральных банков (CBDC) в качестве стейблкоинов, обеспеченных резервами, чтобы соединить традиционные финансы с бумажными валютами и DeFi с криптовалютами. Действительно, в литературе, посвященной этому направлению, большинство авторов приходит к общему мнению, что DeFi вряд ли заменит традиционные финансы. Однако существует также восприятие DeFi как системы, многие особенности которой имеют значительные перспективы для финансовой индустрии, поэтому многие исследователи ожидают, что обе системы, скорее всего, будут сосуществовать и учиться друг у друга (Chen & Bellavitis, 2020; Derviz et al., 2021; Grassi et al., 2022; Meegan & Koens, 2021; Qin et al., 2021a; Schueffel, 2021).

Появление стейблкоинов, таких как USDT от Tether, USDC от Circle, BUSD от Binance и DAI от MakerDAO, в значительной степени способствовало росту DeFi. Стейблкоины позволяют пользователям снизить волатильность, позволяя лучше управлять рисками (Klages-Mundt et al., 2020; Saengchote, 2021). Таким образом стейблкоины могут стать основой экосистем DeFi.

V. Влияние сентимента инвесторов на сектор DeFi.

Подобно остальным сегментам рынков криптовалют и цифровых активов, настроения широких масс розничных инвесторов оказывают существенное воздействие на сектор децентрализованных финансов. Рассмотрим исследования по этому направлению.

Работа Corbet et al. (2022) посвящена анализу влияния эффекта внимания инвесторов на стоимость токенов сегмента De-Fi. В качестве переменной внимания инвесторов к криптовалютному рынку, авторами использовалась статистика поисковых запросов по ресурсу Google Trends. Дневные временные ряды цен и доходностей для Bitcoin, Ethereum, а также индекса токенов DeFi, сформированный авторами на основе 5 токенов с наибольшей капитализацией являлись объясняемыми переменными моделей. Методология исследования базировалась на тесте причинности Макки-Гласса, векторной авторегрессии с переключением режимов Маркова (режимы медвежьего и бычьего рынков). Результаты тестирования показали, что природа причинно-следственной связи различается в разных режимах. Например, моделирование пары токен DeFi -> BTC указывает на наличие причинно-следственной связи между переменными только в режиме медвежьего рынка. Аналогично, моделирование пар токен DeFi -> ETH показывает также наличие причинно-следственной связи в медвежьем режиме.

Более подробно вопрос влияния сентимента инвесторов на стоимость токенов децентрализованных финансов рассматривается в работе (Piñeiro-Chousa, 2022). Авторы выдвигают гипотезу, что контент, созданный

пользователями (User-generated content) в социальных сетях Twitter и Telegram оказывает влияние на доходность токенов De-Fi. Для измерения нелинейной взаимосвязи между активами авторы используют logit и probit модели. В результате исследования были получены следующие результаты: (1) индекс VIX обратно влияет на DeFi, (2) сырая нефть по индексу GSI не оказывает влияния на DeFi, и (3) индекс золота влияет на DeFi, что говорит о диверсификационных возможностях De-Fi. Результаты, sentiment анализа: (4) чаты Telegram влияют на DeFi и, (5) активность пользователей в Twitter не влияет на DeFi. Однако авторы отмечают, что поскольку и активы, и платформы пользовательского контента значительно меняются с течением времени, данный вывод следует рассматривать как специфический для данного случая, требующий более широкого исследования с точки зрения времени, выборки активов и платформ.

Стоит отметить, что до недавнего времени практически все исследования изучали влияние сентимента исключительно на «голубые фишки»: Bitcoin, Ethereum и прочие популярные цифровые активы. Ghosh et al. (2023) представили результаты на базе ансамблевых моделей машинного обучения для прогнозирования стоимости активов в сфере новых криптоактивов, связанных с NFT и DeFi, в условиях пандемии COVID-19. В качестве независимых объясняемых переменных авторы используют технические индикаторы, а также несколько собственных индексов внимания к коронавирусу, таких как Panic Index, Media Hype Index, Fake News Index, Infodemic Index, Media Coverage Index, и Sentiment Index. Авторы отмечают, что некоторые из этих индексов оказывают значимое влияние на DeFi токены, однако гораздо более слабое, чем технические биржевые индикаторы.

VI. Регулирование и риски DeFi.

В связи с тем, что DeFi технически существуют вне традиционной финансовой системы, вопрос о регулировании этой отрасли стал предметом жарких дискуссий. Этот раздел академической литературы быстро развивается. Например, Wronka (2023) исследует соблюдение законодательства о финансовых преступлениях в быстро развивающейся экосистеме DeFi, где до сих пор регуляторный надзор был минимальным.

В работах Duran & Griffin (2021), а также Allen (2023) рассматриваются потенциальные риски, связанные с DeFi, а также возможность возникновения финансового кризиса, если его не контролировать. Koster & Lapidus (2022) и Sauce (2022) исследуют текущую и предстоящую нормативную базу для DeFi в США и то, как она может повлиять на растущую отрасль. В работе Brummer (2023) рассматривается вопрос о том, как регулирующие органы должны адаптировать устаревшие системы раскрытия информации к новым вопросам, связанным с DeFi. Кроме того, Garon (2022) подчеркивает потенциальный сдвиг в правовой

доктрине, необходимый для правильного подхода к регулированию этой отрасли.

Что касается рисков экосистемы DeFi, то в литературе выделяют четыре основные группы:

1. Операционные риски

Протоколы, реализующие децентрализованные механизмы управления, как правило, опираются на токены управления, которые дают возможность владельцам токенов голосовать по важным вопросам развития проекта (Werner et al. 2021; Zetzsche et al. 2020). При этом модернизация протокола происходит путем внесения предложений в виде исполняемого кода, по которым голосуют держатели токенов управления. Для исполнения протокола, необходимо минимальное количество голосов, обычно называемое кворумом. Однако злоумышленники могут получить количество токенов управления, достаточное для того, чтобы предложить и выполнить вредоносный код контракта и похитить денежные средства, заблокированные в контракте (Gudgeon et al. 2020; Werner et al. 2021).

Zetzsche et al. (2020) рассматривают влияние композитности на экосистему DeFi. Композитность — это принцип проектирования систем, который позволяет создавать приложения из составных частей. Композиционность часто называют "денежными легио" в экосистеме DeFi, поскольку ее код может быть выбран и собран в различных комбинациях (Nystrom, 2019). Однако существуют доказательства того, что композитность в DeFi подвергает экосистему "финансовому заражению". Финансовое заражение в DeFi может быть лучше всего описано как потенциальный ущерб, который может быть нанесен всем протоколам, опирающимся на базовый протокол протокола. Таким образом, композитность подвергает DeFi потенциальному риску, который может свести на нет все инновации в DeFi (Meegan & Koens 2021;).

2. Технические риски

В рамках группы технических рисков можно выделить четыре основных типа рисков: риски смарт-контрактов, риски майнеров, атаки на транзакции и риски оракулов. Различные ранние исследования технических рисков были посвящены инцидентам, связанным с безопасностью смарт-контрактов, уязвимостям смарт-контрактов, а также атакам на DAO (Praitheshan et al. 2020; Chen et al. 2020;)

Риски майнеров связаны с возможностью злонамеренного поведения субъектов обработки транзакций по отношению к определенным транзакциям. В блокчейн-системах пользователи обычно отправляют транзакцию в сеть вместе с платой майнеру, который успешно обрабатывает ее в блок. Майнеры принимают предложенные транзакции и решают, в каком порядке их выполнять. Однако майнер может выбрать

выполнение транзакции с более низкой платой перед транзакцией с более высокой платой, если эта транзакция представляет для него особую ценность или в обмен на побочный платеж от инициатора транзакции с более низкой платой (Obadia, 2020).

В "черный четверг" 2020 года, когда произошел обвал мировых рынков, ознаменовавший начало рецессии COVID-19, злоумышленники манипулировали пулом транзакций Ethereum, ожидающих майнинга и подтверждения.

Транзакционные риски — это ограничения или сбои в работе базовой сети блокчейна. Если расчетная сеть базового уровня подвергается успешным атакам, допускает двойные расходы, становится слишком дорогой для транзакций или не обладает необходимой пропускной способностью, то эти сбои отражаются на прикладном уровне.

Еще один из классов уязвимостей, заслуживающих особого внимания, связан с отказами, возникающими в результате работы оракулов. В DeFi оракулы — это поставщики информации, которые предоставляют смарт-контракту информацию из внешних источников. Наиболее часто оракулы используются для передачи рыночных цен, полученных с одной или многих бирж, в протокол DeFi, который полагается на внешнюю информацию о ценах (Caldarelli, 2021; Peaster, 2020). Как отмечают Liu et al. (2020), оракулы вносят риск несколькими способами: их механика непрозрачна и неподотчетна, а также они являются потенциальными критическими точками уязвимости.

3. Финансовые риски

Сегмент услуг DeFi во многом наследует финансовые риски, характерные для рынков традиционных активов. Эти уязвимости в основном делятся на три категории, а именно: риск ликвидности, рыночный риск и кредитный риск.

3.1. Риск ликвидности — это возможность нехватки средств для реализации стоимости финансового актива. Услуги DeFi часто стимулируют маркет-мейкеров к ликвидации кредитов с недостаточным обеспечением, выполняя функцию, аналогичную аукциону по обращению взыскания на недвижимость. Однако если структуры, стимулирующие ликвидацию, не работают, то первоначальные контрагенты и поставщики ликвидности несут непредвиденный риск дефолта. На централизованных биржах в случае внезапных обвалов торговли прекращались до тех пор, пока рынок не успокоится (см закрытие Мосбиржи в феврале-марте 2022 года). Для децентрализованных сервисов такие средства защиты могут оказаться недоступными.

3.2. Рыночный риск — это возможность снижения стоимости активов в течение определенного периода времени вследствие идиосинкразического поведения инвесторов, новой информации или

рыночных условий. Простота перевода средств и новые, но сложные инструменты DeFi создают предпосылки для увеличения вероятности злоупотреблений со стороны создателей протокола DeFi, операторов бирж или третьих лиц (Werner et al., 2021). Как правило, такие атаки провоцируют ликвидацию путем манипулирования ценой актива (Klages-Mundt & Minca 2019). Кроме того, на рынках цифровых валют отсутствуют стандартизированные механизмы определения цены, что, в свою очередь, является фактором общей волатильности и колебаний стоимости DeFi.

3.3. Кредитный риск или риск контрагента — это вероятность неисполнения контрагентами своих обязательств по финансовому инструменту. Кредитный риск представляет собой особую проблему для DeFi, где волатильность базовых цифровых активов приводит к недостаточной обеспеченности, а простота создания кредитов - к чрезмерному использованию кредитного плеча или алгоритмическому определению стоимости. Отсутствие фиксированных идентификационных данных в децентрализованной сети создает дополнительные проблемы при определении кредитоспособности (Werner et al. 2021; Deshmukh et al. 2021).

7.3. Научный взгляд на сегмент стейблкоинов

Ниже представлен обзор предшествующих исследований в области стейблкоинов. Стейблкоины, или стабильные криптовалюты, стали одним из наиболее актуальных направлений в сфере цифровых активов, так как они обеспечивают связь с традиционными финансовыми активами и позволяют снизить волатильность криптовалют. Практическая значимость этого сегмента делает его предметом все большего числа исследовательских работ. На основе оценки существующей литературы можно выделить три основных тематических кластера направлений научных работ. Исследования первого кластера посвящены теме поддержания стабильности и снижения волатильности стейблкоинов. Статьи второго кластера рассматривают стейблкоины с макроэкономической точки зрения, оценивая их роль в экосистеме криптовалют и то, как эмиссия стейблкоинов может быть связана с ценой Bitcoin и других криптовалют. В третьем блоке исследований рассматривается связь между стейблкоинами и не связанными с криптовалютами экосистемами, факторами и рынками (например, акциями, ставкой по госзаимствованиям, действиями центральных банков и т. д.). Рассмотрим подробнее каждое из направлений исследований.

1) Поддержание стабильной стоимости и снижение волатильности цен стейблкоинов.

Jarno & Kołodziejczyk (2021) обнаружили, что стабильность цен стейблкоинов различается в зависимости от базового выбора обеспечения

стейблкоина (например, фиатно-коллатеральный, алгоритмический и т. д.). Аналогичным образом в работе Jeger et al. (2020) рассматриваются механизмы поддержания стабильности цен и делается вывод о том, что эффективность различных стейблкоинов во время финансового кризиса, связанного с COVID-19, связана с конструктивными особенностями стабильных монет. Hoang & Baur (2020) на основе высокочастотных данных по шести основным стейблкоинам и их доходности, волатильности и объему торгов пришли к выводу, что цены стейблкоинов не являются в полной мере стабильными, т.е. превышают порог волатильности.

Несмотря на то, что стабильные монеты не всегда сохраняют стабильность цен, они представляют собой безопасное убежище для инвесторов в Bitcoin (Hoang & Baur, 2021), даже если уровень «безопасности» меняется в зависимости от рыночных условий (Wang, Ma & Wu, 2020). Анализируя взаимосвязь основных стабильных монет, Thanh et al. (2022) выявили, что волатильность различных стейблкоинов варьируется; нестабильность USDT и USDC приводит в движение стейблкоины меньшей капитализации, а ценообразование USDT влияет на ценообразование других стейблкоинов. Pernice (2021) показывает, что цены на полностью обеспеченные стейблкоины изменяются под влиянием поведения трейдеров.

2) Взаимосвязь стейблкоинов и рынков криптовалют.

В работе Ante et al. (2021a) исследуется влияние трансферов стейблкоинов на сумму от 1 млн долл. на доходность и объем торгов Bitcoin и обнаруживается значимая зависимость как на объем торгов, так и на доходность. Впоследствии эти авторы (Ante, Fiedler, & Strehle, 2021b) расширили выборку криптовалют и показали влияние эмиссии стейблкоинов на сумму 1 млн долл. и более на доходность четырех основных криптовалют - Bitcoin, Ether, XRP и Litecoin. Авторы выявили положительную аномальную доходность после эмиссии стейблкоинов, которая различается по отдельным стейблкоинам, но при этом отметили, что размер эмиссии не оказывает существенного влияния на этот эффект влияния.

Griffin & Shams (2020), Wei et al. (2018), и Grobys & Huynh (2022) исследуют связь между Tether, компанией-оператором USDT, и Bitcoin, а точнее, влияние Tether на Bitcoin. Griffin & Shams (2020) обнаружили значительный рост цен на Bitcoin во время "криптобума" 2017 года после покупок с помощью USDT, которые, по их наблюдениям, происходили после спадов на рынке. Напротив, Wei et al. (2018), используя модель VAR, не обнаружили влияния эмиссии USDT на последующую доходность Bitcoin, но отметили воздействие на объемы торгов Bitcoin. Более того, Grobys & Huynh (2022) столкнулись с негативным изменением цены Bitcoin как реакцией на скачки USDT. Так было обнаружено статистически

значимое отклонение цены за однодневный период. Наконец, Kristoufek (2021) продемонстрировал применение VAR-модели для анализа направленных перетоков между стабильными монетами и другими криптоактивами. Автор не находит доказательств того, что стабильные монеты положительно влияют на цены других криптоактивов, напротив, рост эмиссии стейблкоинов следует за ростом цен на другие криптоактивы, что можно интерпретировать как отражение повышенного спроса.

3) Взаимосвязь стейблкоинов с (некриптовалютными) макроэкономическими факторами.

Nguyen et al. (2022) используют модели GARCH, EGARCH и модели с фиксированными эффектами для определения влияния ставки государственных облигаций США и межбанковской ставки Китая как на стейблкоины, так и на "обычные" криптовалюты. Обе ставки оказывают схожее влияние, при этом более высокое значение ставки увеличивает как цену, так и волатильность цены для обычных криптовалют, в то время как для стейблкоинов можно отметить снижение спроса и цен. Эти результаты согласуются с данными других исследований, согласно которым обычные криптовалюты являются скорее спекулятивными и волатильными активами (Fry & Cheah, 2016; Corbet et al., 2018), в то время как стейблкоины могут служить "тихой гаванью" (Wang, Ma & Wu, 2020; Baur & Hoang, 2021). Кроме того, Yousaf and Yarovaya (2022) обнаружили различия в доходности и волатильности между обеспеченными золотом стабильными монетами и акциями в периоды до и во время COVID-19.

В работе Vořaj et al. (2022) исследуется потенциальное влияние криптовалютных шоков на экономику Черногории. Авторы используют байесовскую SVAR-модель для прогнозирования экономических эффектов на основе экономических данных, включая цены Bitcoin и стейблкоина, в период с января 2012 года по декабрь 2018 года. В результате исследования были получены данные, что различные типы шоков приводят к непредсказуемой волатильности Bitcoin и, кроме того, сложностям для стейблкоинов в поддержании своей стоимости.

Gubareva, Bossman & Teplova (2023) исследуют значение стейблкоинов для управления рисками на финансовых рынках. Анализируется взаимосвязь между акциями, казначейскими облигациями, стейблкоинами и криптовалютами с помощью непараметрических моделей квантильной причинности в средних (quantile-causality in-means) и quantile-on-quantile регрессии. Эмиссия новых стейблкоинов, обеспеченных традиционными безопасными активами, повышает спрос на казначейские облигации США. Снижение доходности казначейских облигаций вызывает "бегство в безопасность (flight-to-safety)" из акций в казначейские облигации. Результаты, полученные на основе квантильных моделей с фиксированными параметрами, робастны по отношению к метрике

динамической связанности, основанной на векторной авторегрессии с изменяющимися параметрами (TVP-VAR).

7.4. Основные направления исследования сегмента NFT-активов

Невзаимозаменяемые токены, или NFT, стали одним из наиболее горячих направлений в сфере цифровых активов за последние годы. Они представляют уникальные и неповторимые цифровые объекты и уже нашли применение в различных сферах: от искусства и коллекционирования до игр и медиаиндустрии. В рамках данного обзора мы рассмотрим ключевые статьи в области NFT-активов, а также отразим основные достижения и проблемы предшествующих исследований.

7.4.1. Исследования взаимосвязи NFT-активов с рынками других активов

Значительная часть существующих исследований рынка NFT- посвящена анализу взаимосвязей рынка NFT-активов с крипто-рынком и рынком традиционных активов. Aharon & Demir (2021) обнаружили, что доходность NFT-активов практически не зависит от доходности других активов, а NFT-активы могут выступать в роли амортизаторов побочных эффектов риска во время кризисов, аналогичных COVID-19. Ko et al. (2022) показывают, что включение NFT в инвестиционный портфель традиционных активов оказывает эффект диверсификации. Umar et al. (2022), используя подход вейвлет-когерентности обнаружили, что когерентность между доходностью NFT и других активов низкая при инвестиционном горизонте менее двух недель. Это указывает на то, что NFT обладают свойствами поглощения рисков только в краткосрочной перспективе. В работе Yousaf & Yarovaia (2022) было обнаружено, что NFT слабо коррелируют с фондовыми рынками и рынками нефти и золота, что указывает на преимущества использования NFT как средства для диверсификации портфеля.

Поскольку большинство NFT-активов было выпущено в сети Ethereum, то закономерно предположить влияние стоимости криптовалюты Ethereum на стоимость NFT-активов. Однако, исследователи не имеют единого мнения относительно наличия или отсутствия влияния цены и доходности криптовалют на NFT. Так в работе Ante (2021b) удалось обнаружить влияние на цену NFT со стороны криптовалют. Pinto-Gutierrez et al. (2022) так же утверждают, что основным фактором, влияющим на стоимость NFT-активов является рост или падение стоимости криптовалют. NFT рынок реагирует не мгновенно, а с лагом до недели. Авторы с использованием векторных моделей авторегрессии показывают, что доходность Биткойнов в значительной степени предсказывает рост популярности NFT на

следующей неделе и важным фактором является рост поисковых запросов в Google. Анализ вейвлет-когерентности показывает, что доходность Биткойна и Эфира является важным фактором внимания на следующей неделе к NFT. Авторы приходят к выводу, что значительный рост цен на основные криптовалюты может объяснить ажиотаж вокруг NFT. С другой стороны, в работе Dowling (2022) доказывалось, что передача волатильности между рынками практически отсутствует, что говорит о низкой связи между рынками криптовалют и NFT. Аналогично, Karim et al (2022) изучали передачу шоков между рынками NFT, DeFi и криптовалют и тоже пришли к выводу, что NFT в значительной мере дистанцированы от других рынков блокчейна.

В более общем плане, используя подход TVP-VAR, Dowling (2021) проанализировал взаимосвязь между всем рынком NFT и другими финансовыми активами (акциями, облигациями, валютами, золотом, нефтью и Ethereum). Результаты показали, что NFT активы мало зависят от шоков, вызванных другими классами активов. Это имеет интересные последствия для разработчиков инвестиционных портфелей, поскольку активы с низкой корреляцией могут быть востребованы благодаря своим диверсификационным характеристикам. Так, в качестве привлекательной инвестиции для диверсификации портфеля активов может выступать сегмент токенов игровых и мета-вселенных, показывающий высокую доходность, но демонстрирующий наименьшую коррелированность с рынком криптовалют (Vidal-Tomas, 2022).

Kräussl & Tugnetti (2023) обнаружили, что NFT-активы обладают инвестиционным профилем, схожим с инвестициями в коллекционные предметы или предметы искусства, которые характеризуются высокой доходностью в сочетании с высоким уровнем риска. Авторы утверждают, что причины роста популярности NFT-активов могут быть классифицированы на две категории: категория on-chain (связанные с природой технологии блокчейн) и off-chain (иные причины «вне блокчейна»). "On-chain" причины связаны с существованием и природой самого блокчейна: новизна и потенциал, заложенные в этой новой технологии, привели многих людей в мир NFT. Как отмечалось ранее, ряд исследований показали наличие сонаправленных движений между BTC, ETH и NFT. Вполне вероятно, что многие пользователи решили перевести свое состояние из криптовалют в инвестиции в NFT, кто-то из чисто спекулятивных соображений, а кто-то из веры в перспективность технологии. Среди причин, способствующих популярности NFT «вне блокчейна», можно выделить широкое освещение этого нового цифрового мира в средствах массовой информации, особенно в 2021 году. Кроме того, рынок NFT подвержен циклам ажиотажа и спекулятивным пузырям, как и другие развивающиеся финансовые рынки. Эти факторы могут привести к

значительным колебаниям цен и неопределенности, потенциально создавая как возможности, так и риски для инвесторов.

Другой пул исследований сконцентрирован на оценке подходов к оценке справедливой стоимости NFT-активов. Так Chohan (2021) утверждает, что величина спроса на NFT-токены фундаментально зависит от присущего им дефицита и готовности покупателя приобрести единственный в своем роде товар. В то же время другие исследования противоречат этому, утверждая, что дефицитность токенов не обязательно имеет значение для роста стоимости активов. Например, Serada et al. (2020), анализируя коллекцию *CryptoKitties*, обнаружили, что наименее распространенные игровые токены быстро обесцениваются, если в игре участвует недостаточное количество игроков. Nadini et al. (2021) создали обзор некоторых особенностей NFT, которые охватывают шесть основных категорий NFT, включая искусство, игры и коллекционные предметы. Результаты показывают, что история прошлых транзакций является лучшим предсказателем цен на NFT. Кроме того, специфические для NFT свойства, включающие в себя внешний вид цифрового объекта, также повышают предсказуемость цены.

7.4.2. Влияние сентимента розничных инвесторов на динамику рынка цифровых активов

Использование переменной настроений инвесторов в качестве фактора, объясняющего биржевые характеристики финансовых активов, стало использоваться в академических исследованиях крипторынка относительно недавно. Длительное время исследования ограничивались только американским фондовым рынком из-за наличия долгой истории прокси настроений инвесторов. Ранние исследования влияния сентимента инвесторов основаны на опросах или на мнениях профессионалов рынка (Brown & Cliff, 2004; Baker & Wurgler (2006, 2021). Tetlock (2007) был первым, кто связал новости СМИ с фондовым рынком на основе анализа текстовых данных. Он обнаружил, что негативные настроения в СМИ, раскрываемые новостями в СМИ, вызывают более низкие рыночные цены в будущем.

В последнее время, с растущим развитием Интернета и социальных сетей, интерес исследователей смещается в сторону онлайн-площадок, таких как *Google* и *Twitter* (Dhingra et al., 2021; Kindra et al., 2021). Это связано с тем, что в современных реалиях социальные сети и платформы для общения стали не просто местом для обмена и взаимодействия с другими людьми, но также серьезными инструментами управления общественными мнениями. Так по состоянию на март 2023 года Twitter имеет около 240 млн ежедневных активных пользователей и более чем 450 млн пользователей, использующих его хотя бы 1 раз в месяц. Подобная

концентрация интернет-пользователей на одной платформе может привести к быстрому распространению самых разных новостей и общественных настроений. Ряд исследователей обнаружили доказательства высокой эффективности Twitter как канала для распространения информации на большую аудиторию, с малыми временными затратами. (Gupta et al., 2019; Zimbra et al., 2018).

Настроения инвесторов оказывают значительное влияние на NFT через следующие каналы: освещение в СМИ, одобрение данных активов со стороны известных или влиятельных персон, изменения в технологии или нормативных актах, связанных с блокчейном. Так, например, продажа NFT художником Beeple за 69 млн долл. в марте 2021 года способствовала появлению одобрительных отзывов нескольких знаменитостей и породила широкое освещение в СМИ (Ardis, 2021). Более того, Flick (2022) описывает ажиотаж как один из ключевых компонентов экосистемы NFT, стимулирующий торговую активность и страх упустить выгоды (эффект FOMO). Однако на самом деле утверждения о ценности NFT часто носят спекулятивный характер и в значительной степени основаны на воображаемых прогнозах, призванных стимулировать продажи, что в итоге приводит к искусственному раздуванию стоимости NFT и базовой криптовалюты, как отмечает Dash (2021).

В исследовании Kapoor et al. (2022) авторы используют данные NFT маркетплейса OpenSea и собранную базу текстовых записей пользователей Twitter для исследования вопросов бинарной классификации текста – «являлась ли прибыльной покупка NFT актива?» и «какую прибыль принесла сделка владельцу?». В результате исследования авторы делают вывод, что ансамбль моделей, использующий объединенные текстовые данные из Twitter и OpenSea способен увеличить точность классификации на 6% по сравнению с использованием только биржевых данных с маркетплейсов. В работе Voornpan et al. (2022) представлено веб-приложение, использующее методы NLP для анализа данных социальных сетей, в частности Twitter, чтобы помочь инвесторам принимать обоснованные решения о проектах play-to-earn. Модуль анализа настроений используется для обобщения полученных твитов и определения значений полярности настроений, которые затем преобразуются в пять категорий на основе степени согласия с утверждением.

Tunca, Sezen & Wilk (2023) использовали методы обработки естественного языка с 2021 по 2022 год, опубликованных на сайте The Guardian. Для отраслевой классификации тем, возникших в результате анализа лексики, был использован API MonkeyLearn, основанный на искусственном интеллекте (ИИ). Позитивные рассуждения о метавселенной касались инноваций, связанных с виртуальным опытом, поддерживаемым алгоритмами блокчейн, NFT и играми. Негативный

дискурс свидетельствовал о различных проблемах, возникающих при использовании Facebook и других социальных медиа платформ.

Meuens & Dalipi (2022) поставили цель изучить опасения, высказываемые пользователями Твиттера, которые занимаются торговлей NFT. Данные собирались путем анализа сообщений, связанных с NFT, в Twitter с помощью онлайн-обхода майнинга социальных сетей. Результаты показали, что существует 19 тем, связанных с NFT и обсуждаемых в Twitter, которые можно разделить на две группы: опасения по поводу атак и угроз со стороны третьих лиц и опасения по поводу торговли и проблем торговых площадок.

Большой интерес также представляют работы Lucey et al. (2021) и Wang (2022), в которых на основе анализа более 500 млн новостных публикаций по теме NFT и криптовалют авторы сконструировали индексы внимания к NFT (NFTsAI) и неопределенности государственной политики относительно криптовалют (UCRY Policy) и использовали их для изучения взаимосвязи доходности NFT и настроений инвесторов с помощью метода TVP-VAR.

На основании проведенного анализа предшествующих исследований можно выделить следующие недостатки исследований NFT-активов. Прежде всего, большинство существующих исследований фокусируется на анализе одной или нескольких крупных коллекциях или торговых площадок. Так в работе Serada et al. (2021) изучается коллекция CryptoKitties, в работе Dowling (2021) фокус на коллекциях Cryptopunks и Axie. Несмотря на большой вес крупных коллекций в капитализации всего рынка NFT, делать выводы о функционировании всего рынка на основании анализа крупных коллекций не совсем корректно. Помимо этого, большинство существующих исследований рынка NFT использует эконометрические модели: квантильная регрессия (Karim et al.2022), TVP-VAR (Aharon & Demir, 2021), BEKK-GARCH (Yousaf & Yarovaya, 2022) и некоторые другие. Редко демонстрируются ML подходы для исследования рынка NFT, как например, explanatory AI для исследования рынка цифровых активов.

7.4.3. Проблемы сегмента NFT-активов. Риски инвестирования в NFT

Основными проблемами, характерными для NFT, являются права создателей и покупателей NFT, мошенничество с NFT-активами, экологическое воздействие технологии блокчейн.

Простота создания “цифровых объектов собственности”, произведений искусства или предметов коллекционирования в открытой, экономически ликвидной сети передачи ценностей создала новые источники дохода для художников, музеев и бизнеса. Кроме того,

некоторые сторонники утверждают, что NFT “могут быть способны демократизировать искусство” (Dash, 2021), поскольку они позволяют широкому кругу людей делиться произведениями искусства, созданными в цифровом формате, и им за это платят. Однако, существует малое количество исследований, подтверждающих тезис о том, что NFT по сравнению с другими видами онлайн-монетизации, помогает художникам лучше решать вопрос заработка на создании новых произведений (Kugler, 2021).

Исчезновение ссылок (также известное как «Вымирание ссылок» – «link rot») и обвинения в отмывании денег и мошенничестве являются дополнительными техническими и социально-правовыми трудностями, с которыми сталкиваются NFT. “Вымирание ссылок” является серьезной проблемой, поскольку многие NFT просто предоставляют ссылку на токенизированный текст и в случае «вымирания» ссылки на текст, токен становится бесполезен.

Что касается экологических проблем, то многие из используемых в настоящее время NFT — выпущены на блокчейне proof-of-work (например, Bitcoin Ordinals), которые подвергаются критике за их высокие требования к энергопотреблению для обеспечения безопасности и эксплуатации. Чтобы уменьшить воздействие на окружающую среду, существуют крипто-проекты второго уровня (Layer 2) или блокчейны, основанные на алгоритме proof-of-stake, которые находятся в стадии перехода. Однако, как и во многих публичных блокчейнах, количество необходимой энергии в настоящее время является основным аргументом против NFT (Alsindi, 2021).

Мошенничество также является важным фактором, который необходимо учитывать при работе с крипторынком, и цена NFT может быть подвержена рыночным манипуляциям или другим противоправным действиям (Dowling, 2022). Следовательно, требуется дальнейшее изучение рынка NFT для предупреждения или выявления связанных с ним рисков.

Существуют опасения по поводу возможного влияния NFT на другие финансовые рынки и криптовалюты. Доля NFT в настоящее время достаточно мала для внимания со стороны политиков и регулирующих органов, чтобы законодательство препятствовало его развитию и потенциальным преимуществам, но за его ростом следует постоянно следить (Maouchi et al., 2022). Исследователи должны продолжать анализировать и оценивать NFT с точки зрения формирования правил и совершенствования механизмов, если они хотят построить модель, которая была бы взаимовыгодной для всех участников рынка.

ГЛАВА 8. АВТОРСКИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ И ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ

В предыдущих главах мы рассмотрели основные теоретические и практические аспекты функционирования рынка криптовалют и цифровых активов, продемонстрировали яркие научные результаты эмпирических исследований. Данная глава обобщает работы сотрудников Центра финансовых исследований и анализа данных (ЦФИиАнД) НИУ ВШЭ, а также работы студентов и аспирантов НИУ ВШЭ, выполненные под руководством профессора Т.В.Тепловой.

8.1. Влияние сентимента инвесторов на рынок NFT-активов

Влияние индексов сентимента на величину продаж NFT активов исследуют Т.В.Теплова, А.Куркин и В.Бакланова в своей работе «Investor Sentiment and the NFT Market: Prediction and Interpretation of Daily NFT Sales Volume»¹⁸. Сопоставляются факторы, определяющие торговую активность для класса невзаимозаменяемых токенов. Так как на рынке NFT преобладают розничные инвесторы (бум криптовалютного рынка 2020–2021 гг. и рынка NFT активов привлекли значительное их количество), то можно ожидать, что настроения инвесторов будут заложены в ценообразование NFT. Можно предположить, что розничные инвесторы заключают сделки на финансовых рынках, следуя за мнением толпы или авторитетных инвесторов, без проведения собственного анализа для достижения максимальной объективности собственных торговых решений. В связи с этим, анализ зависимостей между динамикой цен цифровых активов и новостным фоном вокруг них является особенно актуальным.

Таким образом исследовательский вопрос работы можно сформулировать следующим образом – **«Могут ли индексы сентимента выступать в качестве значимых объясняющих переменных для рынка NFT и какова их объясняющая способность?»**

Выдвинуты следующие гипотезы:

H1: Настроения инвесторов, измеренные с помощью индексов сентимента могут выступать значимыми предикторами доходности для переменной ежедневных продаж NFT-активов.

¹⁸ Teplova, T., Kurkin, A. & Baklanova, V. Investor sentiment and the NFT market: prediction and interpretation of daily NFT sales volume. *Ann Oper Res* (2023). URL: <https://doi.org/10.1007/s10479-023-05693-9>, <https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-023-05693-9#article-info>

H2: Рост цен на криптовалюты повышает интерес инвесторов к цифровым активам в целом, что отражается в положительной ценовой динамике на рынке NFT.

H3: Индексы сентимента, основанные на текстовых данных из социальных сетей (Crypto Fear and Greed, Twitter Happiness, Twitter Economic Uncertainty) в большей степени влияют на объем продаж NFT-активов, чем индексы сентимента, не учитывающие данные из социальных сетей.

В рамках данного исследования в качестве объясняемой целевой переменной для цифровых активов была выбрана переменная совокупных ежедневных продаж NFT-активов в долларах США (NFT Sales). Объем ежедневных продаж NFT учитывает как количество, так и стоимость сделок, обеспечивая более полную и репрезентативную оценку активности рынка. Хотя средняя цена может дать представление об общей динамике цен, она не учитывает объем продаж. Это означает, что высокая средняя цена может быть обусловлена несколькими дорогостоящими сделками, в то время как большинство активов может продаваться по более низким ценам. Использование в качестве целевой переменной только количества ежедневных продаж активов NFT не позволяет оценить реальную стоимость активов, проданных и купленных на рынке. Хотя количество продаж может свидетельствовать о степени активности рынка и спросе, оно не учитывает разницу в ценах, по которым продаются активы. Это означает, что большое количество ежедневных продаж может быть отнесено к активам с низкой стоимостью, что приведет к неверной интерпретации показателей рынка. Таким образом, объем ежедневных продаж NFT в долларах США позволяет учитывать, как количество сделок, так и стоимость, связанную с каждой сделкой, что дает более точное представление о денежных потоках на рынке.

Авторская выборка построена на ежедневных данных для периода с 01.07.2018 до 13.02.2023 года и включает временные ряды рассматриваемых переменных для 1687 дней. Несмотря на то, что первый NFT-токен был создан еще в 2014 году, а ряд популярных NFT-коллекций были созданы в 2017 г., для раннего периода существования рынка NFT, наблюдается меньшая ликвидность и большее колебание цен, что может привести к ухудшению результатов модели. В связи с этим было принято решение не включать ранний период развития рынка NFT в исследование, а исследовать рыночные данные только со второго полугодия 2018 года. В качестве независимых (объясняющих) переменных были выбраны временные ряды цен криптовалют Bitcoin и Ethereum, а также цены на золото. Выбор в качестве переменных исследования цен крупнейших криптовалют обусловлен рядом исследований, подтверждающих направленное влияние рынка криптовалют на рынок NFT (Ante, 2022; Pinto-

Gutiérrez et al., 2022), а выбор переменной золота следует более ранним статьям (Aharon & Demir, 2022; Bouri et al., 2021). Переменная золота выбрана как поглотитель системного риска, поскольку при росте кризисных явлений или неопределенности золото выступает в качестве хеджирующего актива, а следовательно, будет иметь противонаправленную динамику с рынком NFT.

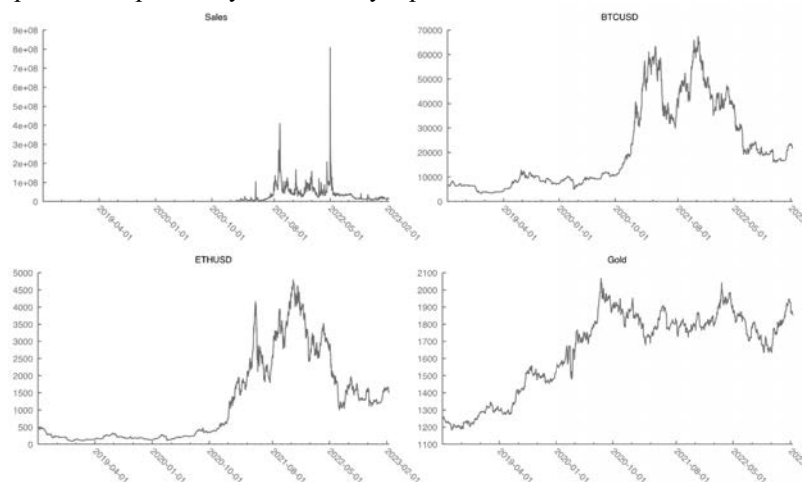


Рис. 8.1. Временные ряды для переменных NFT Sales, и стоимости BTC, ETH и фьючерса на золото

Источник: расчеты авторов работы Т.В. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

На основании предшествующих работ (Qian et al., 2022) можно сделать предположение о том, что на поведение инвесторов рынка NFT влияют не фундаментальные факторы, а общее настроение на финансовых рынках. В связи с этим было принято решение не ограничивать фокус работы только на исследовании специфических для крипто- и NFT-рынка индексов, но применить количественные методы к индексам, отражающим широкие общественные настроения. Таким образом, в качестве метрик сентимента были отобраны 5 индексов сентимента, рассчитываемые как специализированными порталами, так и созданные в рамках научных работ.

В качестве индексов общественных настроений нами были выбраны индекс страха и жадности инвесторов крипторынка (Crypto Fear and Greed Index), индекс «счастья» пользователей сети Twitter (Twitter Happiness Index), индекс геополитической напряженности (Geopolitical Risk Index),

индекс экономической неопределенности Twitter (Twitter Economic Uncertainty Index), а также индекс финансового стресса (Financial Stress Index). Детальная информация о выбранных индексах сентимента представлена в табл. 8.1.

Некоторые из перечисленных индексов уже использовались в исследованиях рынка NFT, в то время как другие применялись только при анализе криптовалют. Например, в работе Urom et al. (2022) выявлена связь между доходностью NFT (коллекция NFT CryptoKitties) и индексом геополитического риска (GPR), что дает нам основания рассматривать факторы экономической и политической неопределенности в качестве потенциальных предикторов. В условиях роста геополитической напряженности инвесторы предпочитают перемещать свои средства в консервативные инструменты. Это приводит к оттоку средств из высокорискового сегмента рынка, к которому относятся активы NFT. Кроме того, понимание геополитических рисков может пролить свет на потенциальные возможности и проблемы для создателей и инвесторов в NFT. Эта информация может быть особенно полезна инвесторам, которые стремятся диверсифицировать свои портфели и снизить потенциальные риски, связанные с политическими событиями или изменениями в законодательстве.

Индекс Twitter Happiness Index применялся в работе Naeem, Mbarki, Shahzad (2021) для исследования влияния индексов сентимента на доходность криптовалют. Индекс Twitter Economic Uncertainty применялся для изучения влияния сентимента инвесторов на доходность криптовалюты Bitcoin с использованием метода кросс-квантилограмм (Vukovic, Maiti & Grigorieva, 2022). В результате исследования выявлено, что индекс экономической неопределенности Twitter значительно влияет на изменения доходности Bitcoin, причем данный эффект сохраняется до недели. Индекс финансового стресса был использован в работе, посвященной анализу эффективности различных архитектур нейронных сетей для прогнозирования стоимости Bitcoin. В результате анализа архитектур GNN, LSTM, GCN, были получены убедительные доказательства лучшей применимости GNN с выражающиеся в меньших MAE, MAPE и RMSE.

Необходимо отметить разную частотность используемых данных. Так данные о продажах для рынка NFT, цены BTC и ETH, а также значения нескольких индексов сентимента доступны на ежедневной основе. Однако для переменной цены золота, а также индекса финансового стресса данные доступны только для 5-дневной торговой недели. В связи с этим, в исследовании пропуски в данных, вызванные выходными или праздниками, заполнялись линейной интерполяцией.

Таблица 8.1

Описание используемых индексов сентимента

<i>Crypto Fear and Greed Index</i>	Индекс настроений инвесторов крипторынка. Может принимать значения от 0 до 100, где значения менее 50 отражают настроения страха и паники среди инвесторов, а значения, более 50, настроения жадности и готовности к риску. Рассчитывается порталом https://alternative.me/crypto/fear-and-greed-index/
<i>Happiness Index</i>	Индекс «счастья» пользователей интернет-платформы Twitter. Индекс может принимать значения от 1 до 9, где 1 означает крайне негативную оценку, 5 - нейтральную, а 9 - крайне позитивную. В среднем, значение индекса варьируется между 5 и 7 баллами. Рассчитывается порталом https://hedonometer.org/ .
<i>Geopolitical Risk Index</i>	Индекс геополитического риска. Представлен в работе Caldara and Iacoviello (2022). Высокий геополитический риск связан с более высокой вероятностью экономических катастроф и ухудшением состояния мировой экономики. Данные размещены на портале: https://www.matteoiacoviello.com/gpr.htm
<i>Twitter Economic Uncertainty</i>	Индекс экономической неопределенности, основанный на текстовых данных социальной сети Twitter. Представлен в работе (Baker et al.,2021). Индекс не имеет predeterminedных границ, большее значение индекса означает большую экономическую неопределенность по мнению пользователей Twitter. В качестве стартовой даты для индекса выбран январь 2011 года со значением 100. Значения индекса размещены на портале: https://www.policyuncertainty.com/twitter_uncert.html
<i>Financial Stress Index</i>	Индекс рассчитывается организацией OFR и посвящён анализу и измерению системного финансового стресса, то есть нарушения нормального функционирования финансовых рынков. Значение индекса представляет собой средневзвешенный уровень каждой переменной, входящей в расчет индекса (стоимость CDS, ситуация на рынке акций и т. д.). Значение индекса равное 0 наблюдается при нормальном уровне стресса на финансовых рынках. Временные ряды индекса могут быть получены на портале: https://www.financialresearch.gov/financial-stress-index/

Следующим шагом было определение значимости факторов на основе двумерных статистических тестов: корреляции Пирсона, Спирмена, Кендалла с уровнем значимости 10%. При отборе признаков авторы руководствовались следующим принципом: если хотя бы по 1 тесту p-value фактора <10%, то он признается значимым. На основании табл. 8.2 для целевой переменной NFT Sales можно сделать вывод о присутствии значимой корреляции со всеми факторами.

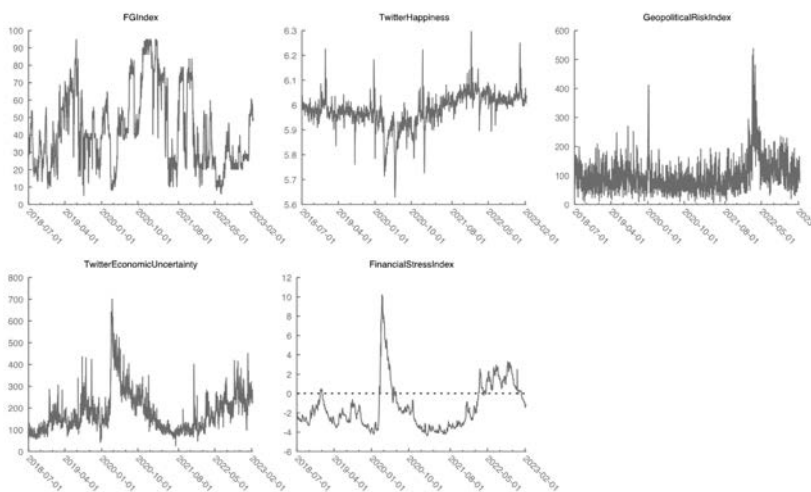


Рис. 8.2. Графики временных рядов переменных сентимента.
 Источник: расчеты авторов работы Т.В.Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

Таблица 8.2

Корреляции Пирсона, Спирмана и Кендалла для выбранных переменных и целевой переменной NFT Sales

	Pearson	Spearman	Kendall
ETH-USD	0	0	0
BTC-USD	0	0	0
Gold	0	0	0
F&G Index	0,057	0,06	0,186
Geopolitical Risk - Index	0	0	0
Twitter - Happiness	0	0	0
Twitter Economic Uncertainty - ENG	0	0	0

		Pearson	Spearman	Kendall
Financial Stress Index		0,223	0,005	0,043

Источник: расчеты авторов работы Т.В. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой.

Таким образом в финальный набор данных в качестве признаков вошли 7 лагов (значение выбрано исходя из логики, что факторы могут влиять на целевую переменную в течение недели) каждого из признаков, включая целевую переменную. Описательная статистика для выбранных нами переменных представлена в таблице 8.3.

Таблица 8.3

**Описательная статистика для отобранных переменных
для периода 01.07.2018 до 13.02.2023**

	Mean	Std	Min	Max	Skewness	Kurtosis
Sales	18165925,19	39285462,54	16679,18	809413817,9	7,416	111,067
Average	712,56	1100,37	3,76	7911,59	2,182	5,482
BTC-USD	21562,03	17224,79	3236,76	67566,8	0,885	-0,528
ETH - USD	1202,82	1238,36	84,30	4812,08	1,013	-0,121
Gold price	1649,28	239,44	1184	2069,4	-0,602	-1,01
F&G Index	42,73	22,65	5	95	0,575	-0,697
Twitter Happiness Index	5,97	0,064	5,628	6,29	-0,890	3,745
Geopolitical Risk - Index	100,86	57,11	3,569	539,582	2,237	9,209
Twitter Economic Uncertainty	180,27	94,60	24,018	703,305	1,594	3,647
Financial Stress Index	-1,39	2,41	-4,364	10,26	1,509	2,941

Источник: расчеты авторов работы Т. Тепловой, А. Куркина и В.Баклановой.

Используемая методология.

Мы исходим из того, что модели машинного обучения (МО) обеспечивают более высокую точность прогнозирования по сравнению с традиционными статистическими и эконометрическими методами (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Алгоритмы машинного обучения, такие как Random forests и Gradient boosting regressor, превосходят классические модели временных рядов по точности прогнозирования. Эти модели способны улавливать сложные закономерности и нелинейные взаимосвязи в данных, что позволяет учитывать менее явные зависимости в данных.

В нашем исследовании были протестированы 7 моделей МО: Ридж и Лассо регрессии и 5 алгоритмов из семейства деревьев решений – Decision Tree Regressor, Bagging Regressor, Random Forest Regressor, Gradient Boosting Regressor, XGB Regressor.

Часто критика МО (ML) строится на работе их по принципу «черного ящика», что затрудняет понимание исследователями и пользователями причин, лежащих в основе полученных результатов. Отсутствие прозрачности ставит вопросы о доверии и качестве полученных выводов. Для решения этих проблем исследователи обратили внимание на методы объяснительного ИИ (Explainable Artificial Intelligence, XAI), которые призваны дать представление о процессах принятия решений моделями ИИ.

Мы тестировали различные методы XAI, чтобы подтвердить устойчивость результатов и выявить новые неочевидные зависимости. Это повышает интерпретируемость и прозрачность алгоритмов машинного обучения и открывает путь к созданию более надежных, ответственных и этически обоснованных приложений в различных областях. Для интерпретации моделей "черного ящика" нами были использованы 4 подхода XAI: Feature Importance, Permutation Importance, SHAP и Lime, которые описаны ниже.

Feature Importance и Permutation Future Importance.

Понятие Feature Importance относится к семейству методов, которые основываются на определении относительной важности, каждого из используемых в модели признаков. Feature Importance может быть применено для интерпретации моделей регрессии, классификации, случайного леса, градиентного бустинга и других. Важность признака (переменной) показывает, какой вклад вносит каждый признак в предсказание модели. Важность признака представлена с помощью числового значения, которое называется баллом, где чем выше значение балла, тем важнее признак. Кроме того, важность признаков обычно используется как инструмент для интерпретации ML-модели.

Одной из моделей, используемых нами для анализа взаимосвязи динамики продаж NFT-активов и переменными сентимента, является модель Permutation feature importance. Данная модель была впервые описана в работе Breiman (2001) для метода «случайного леса» (Random Forest). Основным принципом, лежащим в основе определения важности признака для модели, является увеличение MSE после перестановки признака. Если ошибки модели увеличивается после перестановки значений признака, то он является важным для модели. В случае неизменности значения ошибки модели можно сделать вывод о неважности признака.

В общем виде модель Permutation feature importance можно представить следующим образом (8.1):

$$i_j = s - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K s_{k,j} \quad (8.1)$$

где i_j – важность признака модели m , которая использует сет данных (Dataset D); j – столбец набора данных D; K – количество повторений.

Перестановка признаков не требует переобучения моделей, что позволяет применять данный подход без необходимости больших временных затрат. Однако стоит отметить необходимость аккуратной и вдумчивой интерпретации полученных результатов, поскольку они в значительной степени зависят от качества модели. Так одни и те же признаки могут иметь различную значимость в зависимости от качества модели. То есть подход Permutational Feature Importance описывает важность не конкретного признака, а важность данного признака в контексте рассматриваемой модели.

SHapley Additive exPlanations (SHAP).

SHAP – метод позволяющий оценивать важность признаков в произвольных моделях машинного обучения. Подход SHAP был представлен в работе (Lundberg, Lee; 2017). Модель SHAP основывается на теории игр и представляет собой развитие подхода векторов Шепли (Shapley Values), которые позволяют определить оптимальное распределение выигрыша между игроками. Данный подход представляет собой распределение, в котором выигрыш каждого игрока равен его среднему вкладу в общее благосостояние при определенном механизме формирования коалиции (8.2):

$$\Phi(v)_i = \sum_{K \in i} \frac{(k-1)!(n-k)!}{n!} * v(K) - v\left(\frac{K}{i}\right) \quad (8.2)$$

где n – количество игроков, k – количество участников коалиции K .

Применимо к методам машинного обучения SHAP values может быть проинтерпретирована следующим образом. Пусть существует модель f , распределение данных и некий тестовый пример $\{x\}$ и хотим оценить важность текущих значений каждого признака по сравнению с их неопределенными значениями. SHAP (SHapley Additive exPlanation) values для признаков на примере x — это Shapley values, рассчитываемые для следующей кооперативной игры.

В качестве игроков выступают исследуемые признаки, а характеристической функцией $v(S)$ коалиции признаков S является условное мат. ожидание $E[f(x) | x_S]$ по распределению данных. В качестве вклада каждого признака рассматривается прирост эффективности от добавления признака i в коалицию признаков S . Обозначим данное значение как $\Delta(i, S)$ и рассчитаем его по следующей формуле (8.3):

$$\Delta(i, S) = v(S \cup i) - v(S) \quad (8.3)$$

Для учета π всех возможных упорядочиваний признаков, где π — множество всех возможных перестановок признаков, относящихся к множеству π и стоящих перед признаком i , обозначим их как (*features before i in π*). Таким образом для признака i Shapley values будет рассчитываться по формуле (8.4).

$$\phi(i) = \frac{1}{N!} * \sum_{\pi \in \Pi} \Delta(i, (\text{features before } i \text{ in } \pi)) \quad (8.4)$$

То есть считаем средний прирост эффективности от добавления i -го признака в коалицию признаков, стоящих перед ним, по всем возможным упорядочиваниям признаков (количество элементов суммы равно $N!$). На следующем этапе рассчитывается важность признака по формуле (8.5):

$$\phi(i) = \sum_{S \subseteq \{1, 2, \dots, N\} \setminus i} \frac{|S|!(N-|S|-1)!}{N!} \Delta(i, S) \quad (8.5)$$

Таким образом, алгоритм SHAP базируется на формулах (8.4) и (8.5): для каждого возможного упорядочивания признаков берутся все признаки, стоящие перед i -м признаком (обозначим их за S), и считаем прирост объясняющей способности модели по следующей формуле (8.6).

$$\Delta(i, S) = E[f(x) | x_{S \cup i}] - E[f(x) | x] \quad (8.6)$$

после чего усредняем полученные значения по всем упорядочиваниям. Это означает, что SHAP values описывают ожидаемый прирост выходного значения модели при добавлении i -го признака в текущем примере.

Таким образом SHAP feature importance основывается на достаточно простом предположении об отборе признаков с наибольшим абсолютным значением Shapley Values на всем множестве рассматриваемых данных. Для этого абсолютные значения векторов Shapley усредняются в данных по формуле (8.7):

$$I_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\phi_j^i| \quad (8.7)$$

В нашем исследовании применен метод SHAP поскольку он имеет прочную теоретическую и доказательную базу (Lundberg & Lee, 2017). Метод позволяет сравнить прогнозное значение со средним прогнозным по выборке, т.е. сравнить прогноз с подмножеством данных или отдельным случаем вместо среднего значения по всей выборке.

Модель Local Interpretable Model-Agnostic Explanations.

Метод Local Interpretable Model-Agnostic Explanations (далее – LIME) был впервые представлен в работе (Ribeiro et al., 2016) и разработан для интерпретации Black Box моделей. При создании метода LIME авторы отталкивались от идеи, что применение любой модели Machine Learning требует доверия к этой модели и ее прогнозам. Однако неотъемлемой частью для доверия к модели является ее интерпретируемость, а также корректность для локального случая (Local fidelity). Для решения данной проблемы и была создана модель LIME. В модели ставится задача поиска компромисса (Trade Off) между точностью (Fidelity) модели и ее интерпретируемостью. Данный процесс может быть описан следующим образом (8.8):

$$\xi(x) = \operatorname{argmin}_g \mathcal{L}(f, g, \pi_x) + \Omega(g) \quad (8.8)$$

где G – класс потенциально интерпретируемых моделей, $g \in G$ – модель, рассматриваемая в конкретном случае, $\Omega(g)$ – мера сложности модели. Поскольку не любая модель может быть интерпретирована с высоким уровнем качества, то цель модели LIME для наблюдения x , принадлежащей модели g , минимизировать локально-ориентированную потерю функции L с аргументами (f, g, π_x) , измеряющую, насколько неверно g аппроксимирует объясняемую модель f в ее окрестностях π_x , сохраняя при этом сложность модели, обозначаемую как низкая. Таким образом, использование модели LIME предполагает поиск компромисса между сложностью модели и ее точностью.

Мы задействовали модель LIME поскольку одним из достоинств данной модели является высокая объясняющая способность и способность модели использовать для интерпретации локальных моделей

интерпретируемые признаки, отличные от использовавшихся для обучения. Безусловно данные признаки должны присутствовать в данных, но они могут быть неочевидны для исследователя или проявляться только при определенных условиях. Использование интерпретируемых признаков для LIME может быть большим преимуществом перед другими методами, особенно если модель обучалась на неинтерпретируемых признаках. Авторы допускают, что использование модели LIME для анализа NFT-активов может дать ценные результаты.

Подводя итог, основные этапы нашей работы могут быть представлены в виде схемы, представленной на рис.8.3:

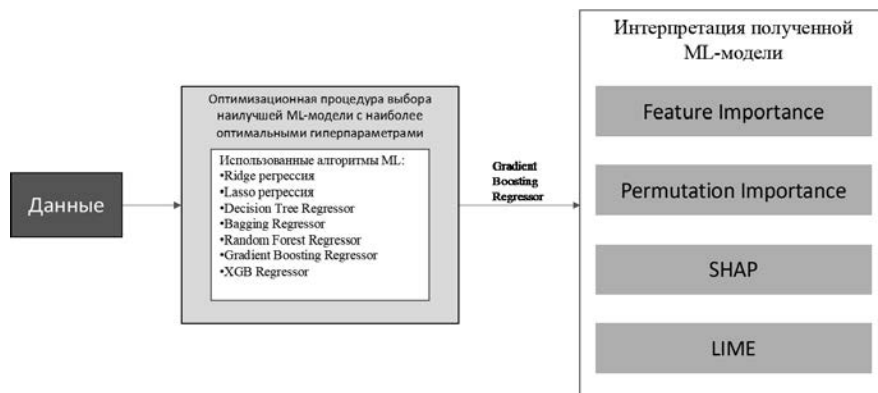


Рис. 8.3. Основные этапы исследования

Источник: построения авторов работы Т.Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой.

Эмпирический анализ.

Выбор модели и оптимизация гиперпараметров.

Первый этап эмпирической части работы был посвящен выбору оптимальной модели. Для решения данной задачи была написана python-функция, которая с помощью метода `hyperopt` выбирала оптимальные гиперпараметры для следующих моделей: линейных Ridge и Lasso, а также моделей из семейства деревьев решений: `DecisionTreeRegressor`, `BaggingRegressor`, `RandomForestRegressor`, `GradientBoostingRegressor`, `XGBRegressor`. То есть были обучены и оптимизированы 7 моделей, но в дальнейшем использовалась только одна.

В качестве параметра качества оптимизации использовалась метрика MAPE – mean absolute percentage error, преимущество которой заключается в простоте интерпретируемости, поскольку MAPE выражается как процент

отклонения предсказанного значения от истинного. Значение MAPE вычисляется по следующей формуле (8.9):

$$MAPE(y, \hat{y}) = \frac{1}{n_{samples}} \sum_{i=0}^{n_{samples}-1} \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{\max(\epsilon, |y_i|)} \quad (8.9)$$

где \hat{y}_i – предсказанное значение i -го наблюдения, а y_i – реальное значение данного наблюдения, $n_{samples}$ – количество наблюдений, а ϵ – произвольно малая, но положительная величина, для предотвращения случаев неопределенности результатов при $y=0$.

Таблица 8.4 представляет результаты MAPE для оптимизированных авторских моделей.

Таблица 8.4

Значения MAPE для использованных в работе моделей

Модель	MAPE
Ridge regression	30.85%
Lasso regression	31.37%
Decision Tree Regressor	23.42%
Bagging Regressor	24.70%
Random Forest Regressor	21.82%
Gradient Boosting Regressor	18.70%
XGB Regressor	22.09%

Источник: расчеты авторов работы Т. Тепловой, А. Куркина и В.Баклановой.

Для расчёта метрики качества MAPE были взяты средние значения на кросс-валидации с помощью метода TimeSeriesSplit в пакете Sklearn. Выборка была разделена на 10 последовательных одинаковых частей, которые также называются фолдами (Fold). Размер тестовой выборки составил 30 дней (месяц). Таким образом, модель обучалась расширяющимся окном и выдавала предсказания на месяц вперед, и метрика MAPE была посчитана как среднее за 10 таких итераций. В результате процедуры оптимизации функция возвращает модель с наименьшим значением MAPE и оптимальными гиперпараметрами.

Оптимизация гиперпараметров и выбор модели.

На основании процедуры оптимизации гиперпараметров и расчета метрики MAPE для исследуемых моделей, наилучшие результаты были получены для алгоритма GradientBoostingRegressor, который реализован в

библиотеке Sklearn. Для модели GradientBoostingRegressor были получены следующие значения гиперпараметров (Таблица 8.5). Значение MAPE на кросс-валидации с 10 фолдами и тестовой выборкой 30 дней составляет 18,7%.

Таблица 8.5

Значения гиперпараметров для наиболее эффективной модели

GradientBoostingRegressor Model	
Learning rate	0.0124
Min samples leaf	2
Min samples split	5
n_estimators	280

Источник: построения авторов работы Т. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой.

Поскольку финальная модель была обучена на всей выборке, чтобы проверить качество ее подстройки под данные, был посчитан коэффициент детерминации R2. Результаты: R2=89.8%, то есть модель объясняет почти 90% дисперсии зависимой переменной, что говорит о хорошей объясняющей силе модели.

Исследование вклада факторов с помощью Feature Importance.

На основании применения метода Feature Importance к обученной модели GradientBoostingRegressor были получены следующие результаты. Наибольшую долю объема продаж Sales объясняет его первый лаг Sales_lag1 (63,8%). В целом для рынка NFT-активов такое распределение более чем логично, в связи с его незрелостью и высокой долей розничных инвесторов. Можно сказать, что многие инвесторы следовали стадному инстинкту и чувству FOMO и покупали на росте рынка. Однако наибольший интерес представляет распределение оставшихся 36,2% (на рис. 8.4 показаны самые значимые факторы):

Рис. 8.4 привлекает внимание к 36% данных, не объясняемых первым лагом переменной Sales. Самым значимым фактором в рамках предсказания объема продаж является первый лаг индекса сентимента Twitter - Happiness с весом 12,7%. Кроме лагов целевой переменной, важными признаками являются: пятый, шестой и четвертый лаги индекса сентимента F&G Index, а также четвертый и второй лаги индекса сентимента Geopolitical Risk. Таким образом, на основании метода feature importance, данные переменные вносят больший вклад по сравнению с лагами золота, Bitcoin и Ethereum, что показывает важность рассмотрения индексов сентимента для предсказания объема продаж NFT.

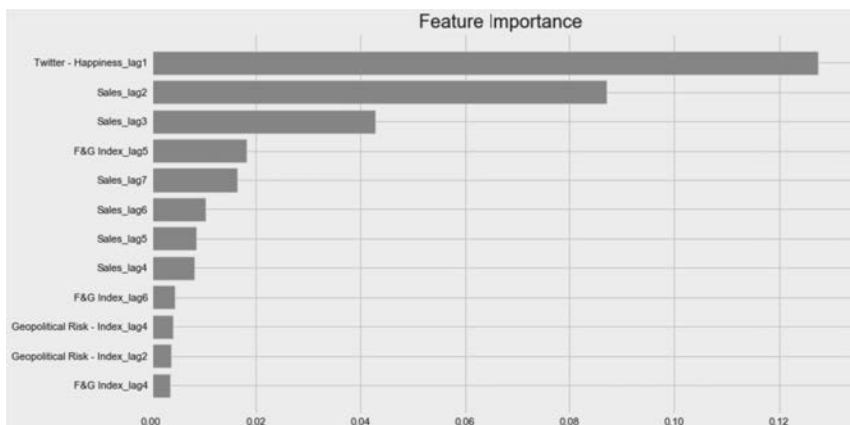


Рис. 8.4. Интерпретация вклада факторов в объяснение переменной NFT Sales с помощью метода Future Importance

Источник: построения авторов работы Т.Тепловой, А.Куркина и В.Баклановой

Исследование вклада факторов с помощью Permutation Feature Importance.

Как и в случае Feature Importance большую долю объема продаж объясняет его первый лаг Sales_lag1, процент объясняемый данной переменной даже выше и составляет 68,6%. Рассмотрим распределение оставшихся 31,4% (на рис. 8.5 показаны самые значимые факторы):

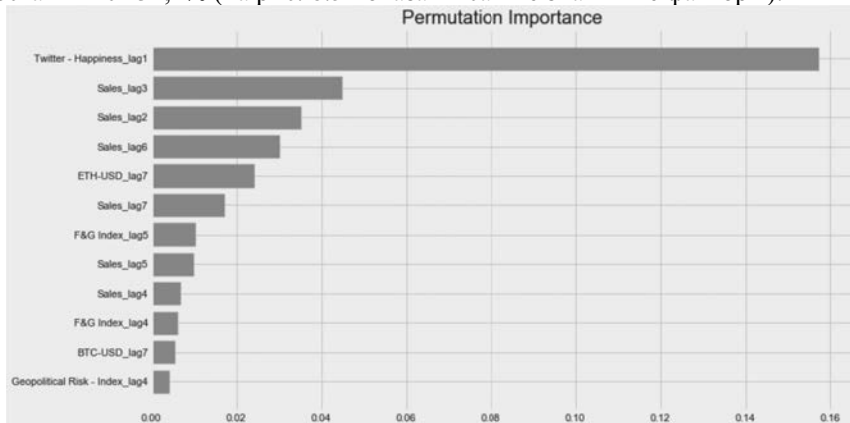


Рис. 8.5. Интерпретация вклада факторов в объяснение переменной NFT Sales с помощью метода Permutation Future Importance

Источник: построения авторов работы Т.В. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

Аналогично результатам метода feature importance, первый лаг индекса сентимента Twitter – Happiness является самым значимым, помимо Sales_lag1, в рамках предсказания объема продаж (его доля составляет 15,7%). Важными признаками являются: пятый и четвертый лаги индекса сентимента F&G Index, четвертый лаг индекса сентимента Geopolitical Risk, а также недельные лаги цен Ethereum и Bitcoin, что, возможно, объясняется отложенной реакцией NFT-рынка на котировки криптовалют (Ante,2022; Pinto-Gutiérrez et al., 2022).

Исследование вклада факторов с помощью SHAP.

Метод SHAP определяет лаги объема продаж в прогнозе текущего объема продаж. В топ-10 значимых факторов также входят недельные лаги цен ETH и BTC, а также первый лаг индекса сентимента Twitter – Happiness. (на рис. 8.6 отражены факторы по мере снижения важности).

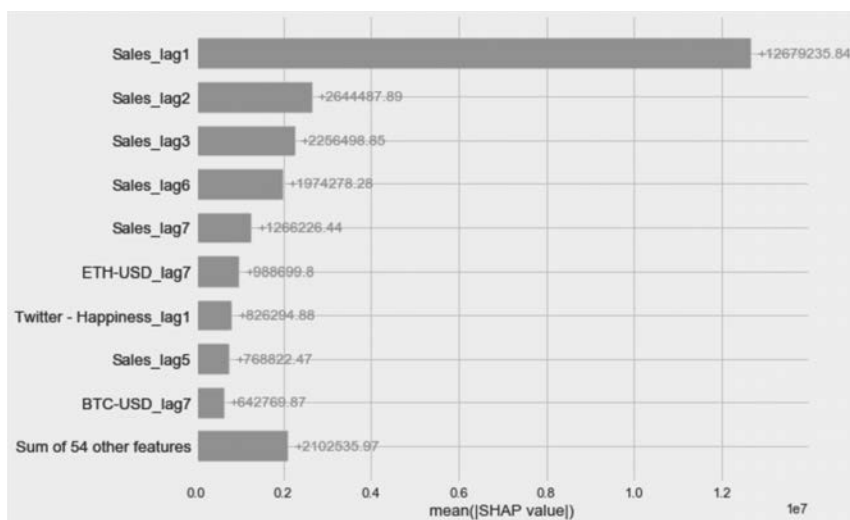


Рис. 8.6. Интерпретация вклада факторов в объяснение переменной NFT Sales с помощью метода SHAP

Источник: построения авторов работы Т.В. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

Метод SHAP также дает возможность построить график, содержащий подробную информацию о взаимосвязях переменных.

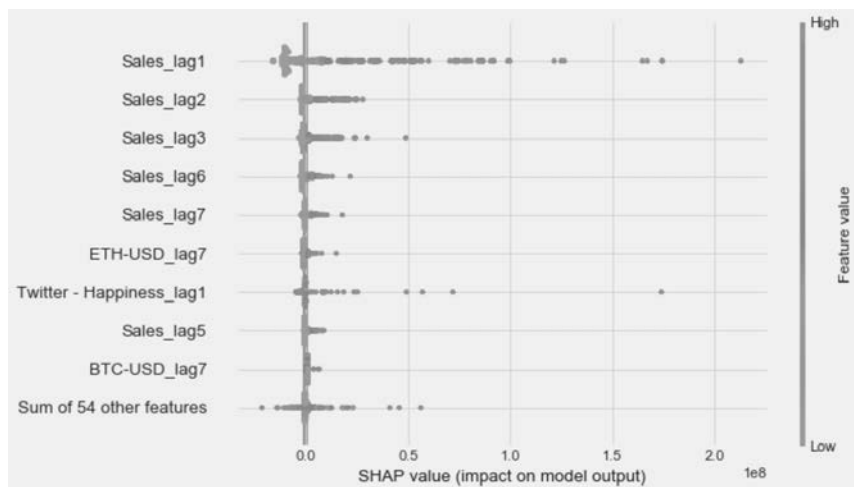


Рис. 8.7. Интерпретация положительного и отрицательного вклада факторов в объяснение переменной NFT Sales с помощью метода SHAP

По графику SHAP можно определить направление влияния переменных: положительные значения SHAP указывают на положительный вклад признака в прогнозирование, отрицательные – на отрицательный. Согласно рис. 8.7, большинство факторов имеют сонаправленную связь с целевой переменной и оказывают положительное влияние на объем продаж NFT-активов.

Исследование вклада факторов с помощью LIME.

В рамках подхода LIME можно рассмотреть только точечное влияние факторов на объем продаж NFT, поэтому целесообразно изучать изменения взаимосвязей, когда происходят структурные сдвиги, спровоцированные важными для индустрии событиями. В связи с этим, опираясь на статью (Wang,2022), авторы выделили 5 периодов эволюции NFT-рынка, которые были определены авторами исходя из значимых событий, произошедших в отрасли за весь период ее существования. Таким образом, для анализа вклада факторов нами были выбраны наблюдения посередине каждого из 5 периодов.

Результаты применения метода LIME представлены в таблице 8.7. Для первого периода эволюции рынка NFT можно отметить отрицательное влияние практически всех из рассматриваемых переменных. Положительный вклад оказывают только переменные финансового стресса и экономической неопределенности с лагом 4. Данные результаты могут быть обусловлены хеджирующими свойствами NFT. Однако, как

отмечалось ранее, на раннем этапе для рынка NFT характерна низкая эффективность, в связи с этим необходимо с осторожностью интерпретировать полученные результаты.

Таблица 8.6

Границы временных периодов при разделении выборки

Period	Dates
1	26.12.2016 – 07.03.2021
2	08.03.2021 – 22.08.2021
3	23.08.2021 – 10.10.2021
4	11.10.2021 – 31.10.2021
5	01.11.2021 – present

Источник: Wang et al., 2022.

Второй период эволюции рынка NFT характеризуется возросшей ролью переменных цен на криптовалюты. Данный эффект может быть объяснен бурным ростом рынка криптовалют в рассматриваемый период (март-август 2021) с достижением пиковых цен на Bitcoin на уровне 64 тыс.USD и Ethereum на уровне 3,9 тыс. USD. Как можно отметить, эффект наблюдается для достаточно дальних лагов, что согласуется с работой Pinto-Gutierrez et al. (2022), в которой эффект от роста стоимости криптовалют оказывал влияние на стоимость и объем продаж NFT не мгновенно, а с лагом до 1 недели.

На основании представленных в таблице 8.7 графиков для 5 рассматриваемых периодов, можно отметить, что переломный момент наступил в 3 периоде, когда зависимости резко изменились почти на противоположные. Данный период во многом совпадает с периодом бычьего рынка NFT-активов, который называют NFT-summer. Данный период характеризуется взрывным ростом продаж NFT-активов (рост на 315% m/m), а также рекордной продажей NFT из коллекции Bored Ape Yacht Club за сумму 24,4 млн USD. Данные события безусловно привлекли внимание общественности к рынку NFT-активов.

Как можно видеть для 3 периода, 4 наиболее важных для модели признака соответствуют прошлым продажам NFT-активов, что говорит о высокой степени стадного поведения инвесторов NFT. Однако, стоит отметить, что аналогично предыдущему периоду переменные стоимости криптовалют Bitcoin с лагом 5 и Ethereum с лагом 7 влияют положительно на объем продаж NFT-активов. Помимо этого, низкие значения индекса счастья пользователей Twitter (<6) оказывают небольшой отрицательный эффект на продажи NFT-активов. Так же необходимо отметить значительно высокий R^2 модели, что может выступать как косвенный показатель

повышения эффективности рынка NFT и появления устоявшейся, а не случайной, природы зависимостей.

Для периода 4 можно отметить появление положительного влияния высоких значений переменной индекса страха-жадности с лагом 5 и небольшое положительное влияние золота с лагом 7 на объем продаж NFT-активов, а также негативный эффект роста индекса геополитической напряженности. Аналогично предыдущему периоду низкие значения индекса счастья пользователей Twitter (<6) оказывают небольшой отрицательный эффект на продажи NFT-активов. Для данного периода так же наблюдается высокое значение R^2 , что говорит о хорошей объясняющей силе модели.

Для последнего 5 рассматриваемого периода наибольший вклад характерен для переменных прошлых продаж с лагом до 7 дней. Также отрицательное влияние оказывали снижающиеся цены на NFT-активы. Из индексов сентимента можно отметить отрицательное воздействие индекса экономической неопределенности на объем продаж NFT, а также отрицательное воздействие низких показателей индекса Fear & Greed с лагом 6. R^2 для 5 периода наибольший, что может косвенно свидетельствовать о продолжении процесса повышения эффективности рынка NFT.

Таблица 8.7

Результаты использования метода LIME

Period	Results	R^2
1	<p>Local explanation</p> <ul style="list-style-type: none"> Sales_lag1 <= 70734.23 Sales_lag2 <= 70605.83 Sales_lag6 <= 70490.91 Sales_lag5 <= 70580.94 ETH_USD_lag7 <= 200.68 39.00 < F&G Index_lag1 <= 58.00 -3.24 < Financial Stress Index_lag4 <= -2.04 155.73 < Twitter Economic Uncertainty - ENG_lag4 <= 227.66 7987.37 < BTC-USD_lag2 <= 13031.17 Sales_lag7 <= 70311.93 	9.6%
2	<p>Local explanation</p> <ul style="list-style-type: none"> 335081.62 < Sales_lag1 <= 22884858.98 ETH_USD_lag7 > 1916.66 318638.29 < Sales_lag7 > 22884858.98 327025.26 < Sales_lag3 <= 22884858.98 332967.36 < Sales_lag2 <= 22884858.98 BTC-USD_lag5 > 36040.92 ETH_USD_lag2 > 1916.66 Gold_lag4 > 1829.70 Financial Stress Index_lag6 <= -3.24 5.98 < Twitter - Happiness_lag1 <= 6.02 	5.3%

Period	Results	R ²
3	<p style="text-align: center;">Local explanation</p>	52%
4	<p style="text-align: center;">Local explanation</p>	53.9%
5	<p style="text-align: center;">Local explanation</p>	54.6%

Источник: построения авторов работы Т.В. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой.

Таким образом, для метода LIME можно отметить значимое влияние индексов сентимента в каждом из рассматриваемых периодов. Наиболее часто вклад вносят индекс Crypto Fear and Greed, индекс финансового стресса и индекс экономической неопределенности.

Обсуждение полученных результатов.

В рамках авторского исследования были протестированы и получены выводы для следующих гипотез:

H1: Настроения инвесторов измеренные с помощью индексов сентимента могут выступать значимыми предикторами доходности для переменной ежедневных продаж NFT-активов. – Гипотеза не опровергнута.

Каждая из интерпретирующих моделей выделяет индексы сентимента как значимую переменную, оказывающую влияние на целевую переменную Sales. Модели Feature Importance, Permutation Feature Importance и SHAP чаще обнаруживают влияние индекса Fear and Greed и Twitter Happiness, в то время как LIME в зависимости от рассматриваемого периода обнаруживает влияние разных индексов сентимента.

H2: Рост цен на криптовалюты повышает интерес инвесторов к цифровым активам в целом, что отражается в положительной ценовой динамике на рынке NFT. – Гипотеза не опровергнута.

Воздействие цен криптовалют на объем продаж NFT-активов подтверждает каждая из используемых интерпретирующих моделей. Вклад стоимости криптовалют обнаруживается даже при использовании модели LIME и разделения выборки на 5 подвыборок.

H3: Индексы сентимента, основанные на текстовых данных из социальных сетей (Crypto Fear and Greed, Twitter Happiness, Twitter Economic Uncertainty) в большей степени влияют на объем продаж NFT-активов, чем индексы сентимента, основанные на новостных данных. – Гипотеза не опровергнута.

На основании проведенного исследования действительно можно отметить большую объясняющую способность индексов сентимента социальных сетей. Так методы Feature Importance, Permutational Feature Importance и SHAP отмечают влияние индекса сентимента Twitter Happiness на целевую переменную NFT Sales, при этом вклад данной переменной может достигать 12–16 % от совокупного. Метод LIME в качестве важных предикторов отмечает вклада индексов сентимента, основанных на данных социальных сетей.

Заключение по исследованию Т. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой.

Рынок NFT-активов нестабилен и подвержен иррациональному поведению инвесторов. Однако в отличие от традиционных финансовых рынков, NFT рынок крайне неоднороден и в значительной мере состоит из частных инвесторов. Привлекают внимание к данному сектору единичные продажи на суммы в десятки миллионов долларов. В результате эмпирических тестов были обнаружены значимые зависимости между данными об объемах продаж NFT-активов и индексами сентимента с лагом

до 7 дней. Наибольшей объясняющей способностью обладают индексы сентимента с лагом в 1 день. Отдельно стоит отметить, что по результатам проведенного исследования индексы сентимента, основанные на данных социальных сетей действительно показывают большую объясняющую способность. Также было подтверждено наличие влияния цен BTC и ETH с лагами 5–7 дней на объем продаж NFT-активов.

8.2. Создание сентимент-индекса для NFT-активов

Еще одна работа Т. Тепловой, А.В.Куркина и В.С.Баклановой «Investor sentiment and the NFT Hype Index: to buy or not to buy?»¹⁹ акцентирует внимание на сборе и обработке текстовых данных и построении авторского индекса сентимента NFT-инфлюэнсеров, который мог бы использоваться как прокси настроения инвесторов всего рынка NFT-активов.

Исследовательский вопрос данной работы сформулирован следующим образом: *Какой вклад вносят индексы настроений в объяснение динамики продаж NFT и является ли разработанный авторами индекс NFT Hype Index, построенный на основе записей в Twitter инфлюэнсеров рынка NFT, хорошим индикатором настроений инвесторов для рынка NFT-активов?*

В соответствии с поставленным вопросом исследования и на основе обзора литературы и наличия исходных данных были выдвинуты следующие гипотезы:

H1: *Авторский индекс NFT Hype Index, выступающий в качестве агрегатора настроений на рынке NFT, может быть значимым предиктором ежедневных объемов продаж NFT.*

H2: *Индексы настроений, включающие обработанные данные из социальных сетей (NFT Hype Index, Crypto Fear and Greed Index, Twitter Economic Uncertainty Index), оказывают более значимое влияние на объем продаж NFT, чем индексы настроений, не учитывающие социальные сети (Geopolitical Risk Index, Financial Stress Index, News Sentiment Index).*

H3: *Авторский индекс настроений инвесторов NFT Hype Index лучше отражает поведение рынка, чем индексы настроений, напрямую не связанные с рынком NFT-активов.*

В нашем авторском исследовании использовался текстовый массив данных, собранный с персональных страниц в социальной сети Twitter 62 наиболее популярных и влиятельных лиц в мире NFT. Полный список аккаунтов представлен в Приложении 1. Период сбора данных - с 1 июля 2018 года по 30 апреля 2023 года. Сбор данных осуществлялся с помощью

¹⁹ Baklanova, V., Kurkin, A., & Teplova, T. (2023). Investor sentiment and the NFT hype index: to buy or not to buy?. *China Finance Review International*. Doi: <https://doi.org/10.1108/CFRI-06-2023-0175>

программного комплекса `snsrape`, реализованного на языке программирования Python. Полученный набор данных содержал 411 707 текстовых записей, или твитов, каждый из которых помимо текста твита (`renderedContent`) содержал информацию о дате и времени публикации твита (в формате `datetime`), авторе твита, количестве ответов, количестве ретвитов, количестве лайков, количестве цитат и количестве просмотров. Все собранные записи написаны на английском языке и могли содержать ссылки на внешние ресурсы, смайлики, латинские символы, цифры и знаки препинания. Примеры текстовых данных приведены в таблице 8.8. Репосты со сторонних страниц были исключены из набора данных.

Таблица 8.8

Примеры собранных текстовых данных

Никнейм инфлюэнсера.	Пример текстовой записи
AxieInfinity	"Axie is the #1 NFT project by all time volume according to the Guinness Book of World Records. We've onboarded millions of people to web3. Don't sleep on us. The next Axie, is Axie. https://t.co/GmosDaJRbn "
Nftstatistics	The average number of #NFT Items being dropped on #Polygon network for the next drops is 8451. With 20000 Items, @AvatarWars_io has starting price of 500 MATIC https://t.co/MUvKfqV9Nw
PackyM	@AlexCartaz I'm still very bullish on NFTs, but profile pic is a combo of 1) have had it for a while, 2) the good folks over at Party Round made one of me and I kind of like it.

Финансовые данные и индексы сентимента.

Данные о рынке NFT были собраны с аналитического ресурса <https://nonfungible.com/>. Выборка охватывает ежедневный объем продаж NFT (рис. 8.8) за период с 01.07.2018 по 30.04.2023 года.

Индексы настроений инвесторов были выбраны таким образом, чтобы охватить как индикаторы, относящиеся непосредственно к рынкам криптовалют и NFT, так и отражающие более широкие рыночные ожидания. Всего было выбрано пять индексов настроений инвесторов – Crypto Fear and Greed Index, Geopolitical Risk Index, Twitter Economic Uncertainty Index, Financial Stress Index, News Sentiment Index. Индекс

«News Sentiment Index by FRB of San Francisco» представляет собой прокси-индикатор настроений инвесторов, строится на базе статей из экономических и финансовых газет за период с января 1980 года по апрель 2015 года. В настоящее время индекс News Sentiment рассчитывается Федеральным резервным банком Сан-Франциско на ежедневной основе.

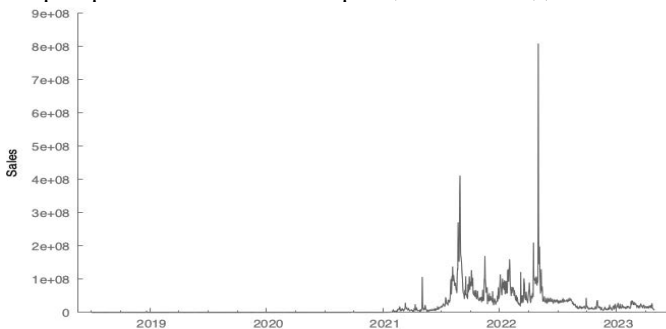


Рис. 8.8. Объем ежедневных продаж NFT-активов в долларах США

Источник: расчеты авторов работы Т.В. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

В качестве объясняющих переменных рассматривались только переменные сентимента, чтобы максимально изолированно изучить влияние общественных настроений на рынок NFT-активов. Дальнейшее развитие наших идей вполне может идти по пути подключения различных контрольных переменных, подсказки по которым можно найти в разделе обзора ранее опубликованных статей данной книги. Рисунок 8.9 иллюстрирует динамику выбранных нами индексов сентимента с течением времени.

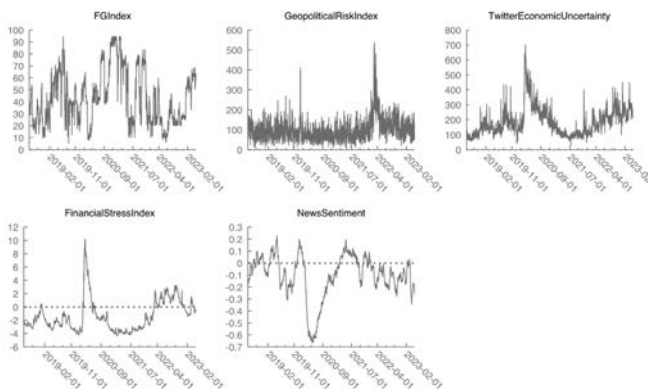


Рис. 8.9. Динамика временных рядов индексов сентимента

Источник: расчеты авторов работы Т. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

Рассмотрим корреляционную матрицу для проверки наличия высоко коррелированных переменных и исключения мультиколлинеарности в данных. Как видно из рис.8.10, максимальная корреляция в данных равна 74% и представляет собой связь между индексом финансового стресса и индексом экономической неопределенности Twitter. Таким образом, нет необходимости в исключении какой-либо переменной.

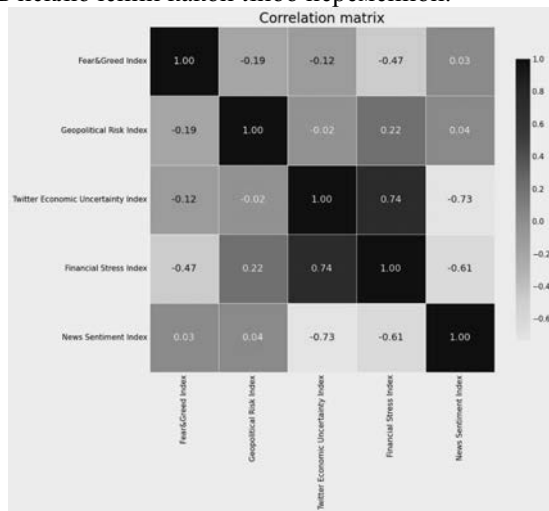


Рис. 8.10. Корреляционная матрица для используемых индексов сентимента

Источник: расчеты авторов работы Т. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

Методология.

Natural Language Processing и наиболее популярные предобученные языковые модели.

Natural Language Processing (NLP) или обработка естественного языка — это область машинного обучения, которая занимается вопросами взаимодействия компьютера и человека с использованием естественного языка. Она включает в себя разработку алгоритмов и моделей для анализа, понимания и генерации человеческого языка. NLP-анализ может применяться в широком спектре финансовых исследований, таких как анализ настроений и новостей.

Одним из наиболее популярных и удобных способов работы с текстовыми данными с помощью методов NLP являются предварительно обученные языковые модели. Под предварительно обученными моделями обработки естественного языка (NLP) понимаются предварительно

построенные модели машинного обучения, которые были обучены на больших массивах текстовых данных. Наиболее популярными моделями этого типа являются модели VADER и BERT. VADER (Valence Aware Dictionary for Sentiment Reasoning) — это модель анализа настроений, специально разработанная для работы с текстами социальных сетей, которые часто содержат сленг, эмодзи и другие формы неформальной лексики. Алгоритм VADER опирается на заранее составленные списки слов, которые ассоциируются с положительными или отрицательными настроениями.

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) – это предварительно обученная модель, разработанная компанией Google, которая может быть тонко настроена для решения широкого спектра задач NLP, включая ответы на вопросы и анализ настроения текста. В ходе исследования были опробованы обе модели, но авторы остановились на VADER из-за ее способности обрабатывать контекстуальные особенности текстов социальных сетей, такие как пунктуация и использование заглавных букв, которые могут нести дополнительный смысл.

В ряде исследований была продемонстрирована эффективность VADER в задачах анализа настроений для криптовалютных исследований, особенно для данных социальных сетей (Pano & Kashaf, 2020; Omar & Lasrado, 2022). Важно отметить, что до сих пор не было опубликовано ни одной научной работы, посвященной использованию NLP-моделей для анализа продаж NFT. Собирая и классифицируя твиты, статьи и другой интернет-контент, связанный с NFT, возможно получить представление о настроениях в обществе по отношению к этому развивающемуся сегменту рынка. Анализ настроений с течением времени поможет нам выявить тенденции и изменения в общественном мнении относительно NFT. Более того, используя VADER для анализа конкретных слов и фраз, вызывающих положительные или отрицательные настроения, исследователи могут определить, какие аспекты NFT вызывают наибольшее внимание общественности.

В заключение следует отметить, что модель VADER является ценным инструментом для исследования NFT-активов. Анализируя настроения в сообщениях социальных сетей, новостных статьях и обзорах, связанных с NFT, исследователи могут получить представление о настроениях в обществе по отношению к этому развивающемуся рынку. Эти данные могут быть использованы для построения прогностических моделей, позволяющих прогнозировать продажи NFT и выявлять тенденции и изменения в общественном мнении.

Представленный в данном исследовании индекс берет за основу построения методика, описанную в работе Теплова и др. (2022). В данной работе исследуется влияние настроений частных инвесторов в социальных

сетях на торговые характеристики акций на российском рынке. Представленный и протестированный в работе индикатор HYPE является хорошей попыткой уловить настроения пользователей.

В исследовании было принято решение применить эту методику к новой области финансов и сосредоточить свое внимание только на пользовательских текстовых данных из Twitter. Таким образом, индикатор NFT Hype был построен на текстовых данных, собранных за период 01.07.2018 - 30.04.2023 из социальной сети Twitter. Для целей анализа были выбраны наиболее узнаваемые инфлюэнсеры в отрасли и проведен веб-парсинг текстовой информации с их Twitter-аккаунтов за рассматриваемый период времени.

Мы агрегируем текстовые данные со всех выбранных личных страниц пользователей, чтобы определить настроение пользователей на всем рынке NFT в конкретный день. Индекс NFT Hype Index можно представить в следующем виде:

$$NFT_HYPE_T = \frac{NFT_MSG_T^{Positive}}{NFT_MSG_T^{All}} * \left(\frac{NFT_MSG_T^{All}}{NFT_MSG_{T-1}^{All}} - 1 \right) \quad (8.10)$$

где $NFT_MSG_T^{Positive}$ – количество сообщений положительной тональности для рынка NFT-активов в день T, MSG_T^{All} – количество сообщений как положительной так и негативной тональности о рынке NFT в день T, $\frac{MSG_T^{All}}{MSG_{T-1}^{All}} - 1$ – соотношение количества положительных и отрицательных сообщений в разные дни.

Для определения качества построенного NFT Hype Index, его объясняющая способность сравнивалась с другими индексами сентимента – Fear and Greed Index, Geopolitical Risk Index, Twitter Economic Uncertainty Index, Financial Stress Index and News Sentiment Index.

Эмпирические результаты.

Конструирование индекса NFT Hype Index.

Для построения NFT Hype Index необходимо классифицировать все собранные твиты в наборе данных как имеющие негативную, нейтральную или позитивную тональность. Однако вручную разметить более 400 тыс. твитов не представляется возможным, поэтому для этой цели была использована модель VADER. Но для дальнейшего исследования текстовых данных необходимо привести их в формат, пригодный для обработки NLP-моделью, поэтому был применен следующий алгоритм действий:

1. Удалены знаки препинания и стоп-слова
1. Удалены ссылки на сторонние ресурсы

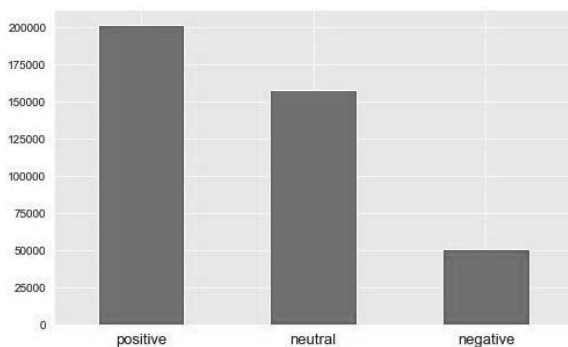


Рис. 8.12. Распределение твитов по трем классам, разметка VADER.

Источник: построения авторов работы Т. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

После процедуры предварительной обработки и классификации с помощью VADER были получены следующие значения индекса NFT Hype Index (рис. 8.13).

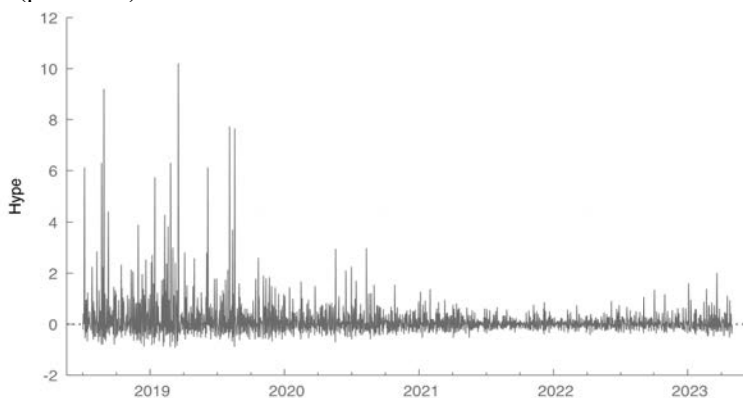


Рис. 8.13. Динамика NFT Hype Index за период 2018–2023 гг.

Выбор модели и оптимизация гиперпараметров.

Второй этап нашей работы строился на поиске оптимальной модели. Множество моделей и принцип выбора схож с описанным в работе «Investor Sentiment and the NFT Market: Prediction and Interpretation of Daily NFT Sales Volume». Однако, в данном случае используется лаг переменных равный одному дню, а не неделе. Данный выбор можно объяснить 3 причинами. Во-первых, авторы исходят из предположения, что настроение инвесторов в конкретный день зависит от уже имеющейся информации, причем наиболее близкой по значению является информация

о результатах торгов за предыдущий день. Во-вторых, согласно отчету Chainalysis (Chainalysis, 2022), около 80% сделок на рынке NFT в 2021 году совершалось розничными покупателями, которые потратили на NFT менее 10 тыс. долл. США. Сделки крупных частных инвесторов, вложивших от 10 до 100 тыс. долл., составляют 19% от общего количества сделок с NFT, а доля институциональных инвесторов, совершивших покупки на сумму свыше 100 тыс. долл. США составляет около 1%. Это означает, что в настоящее время движущей силой рынка NFT являются преимущественно розничные инвесторы, не обладающие профессиональной квалификацией, которые склонны принимать инвестиционные решения на основе эмоций и, соответственно, учитывать только самые последние события. Таким образом авторы тестируют гипотезу о короткой памяти инвесторов в этот сегмент рынка. Наконец, следует отметить, что большинство инвесторов не участвуют во внутридневной торговле, что еще больше опровергает предположения о мгновенной передаче информации и ее немедленном отражении в ценах NFT активов.

В результате тестирования лучшей по показателю MAPE определена модель Gradient Boosting Regressor. Оптимальные гиперпараметры для выбранной модели приведены в табл. 8.10.

Таблица 8.10

Значения гиперпараметров для модели Gradient Boosting Regressor

Gradient Boosting Regressor Model	
Learning rate	0.1
Min samples leaf	1
Min samples split	2
n estimators	100

Источник: расчеты авторов работы Т.В. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой.

Значение MAPE при кросс-валидации с 10 фолдами и тестовой выборкой 30 дней составляет 23,43%. Как уже ранее упоминалось, при кросс-валидации датасет разбивается на n одинаковых частей (в последней части может быть меньше семплов, чем в остальных). Эти части называются фолдами.

Учитывая, что итоговая модель обучалась на всей выборке, следующим этапом стала оценка качества подгонки модели к данным. Для этого был рассчитан коэффициент R2, который оказался равным 96,34%. Это значение свидетельствует о высокой объясняющей способности модели и говорит о том, что более 95% дисперсии зависимой переменной может быть учтено предикторами модели.

Результаты применения метода Feature Importance.

После обучения модели Gradient Boosting Regressor на исследуемых данных и интерпретации с помощью подхода Feature Importance были получены следующие результаты. Наибольший вклад в прогнозирование объема продаж NFT вносит сама переменная Sales (рис.8.14), но с лагом 1 день (Sales_lag1), доля которой в объяснении результатов модели около 80%. Наблюдаемое распределение на рынке NFT неудивительно, учитывая его незрелость и значительное участие розничных инвесторов. Очевидно, что значительная часть инвесторов проявляет стадное поведение и поддается FOMO (fear of missing out), что приводит к приобретению ими активов в периоды роста рынка (Flick, 2022).

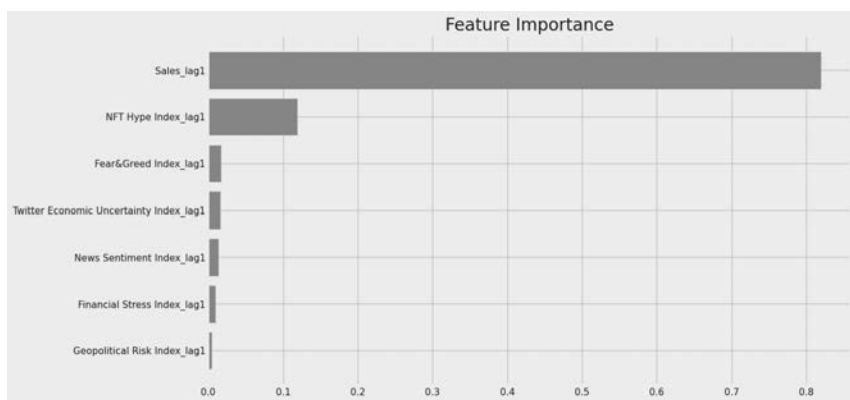


Рис. 8.14. Вклад всех факторов модели в объяснение дисперсии переменной NFT Sales с использованием метода Feature Importance
Источник: построения авторов работы Т.В. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

Как видно из рис. 8.15, построенный авторский индекс NFT Hype (инфлюэнсеры) является лидером среди всех индикаторов настроения и описывает почти 12% общей дисперсии. С огромным отрывом ближайшим соседом является индекс Fear and Greed, способный описать лишь 2% дисперсии NFT Sales. Следует также выделить третий важный индекс социальной сети – Twitter Economic Uncertainty Index, который лишь немного уступает знаменитому Fear and Greed Index.

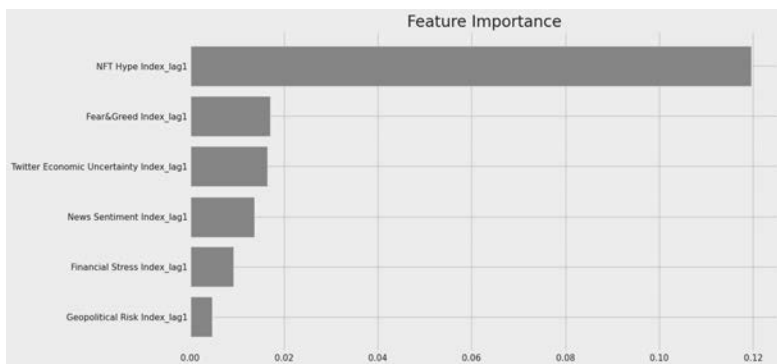


Рис. 8.15. Вклад только факторов сентимента в объяснение дисперсии переменной NFT Sales с использованием метода Feature Importance
Источник: построения авторов работы Т. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

Результаты применения метода Permutation Importance.

Подход Permutation Importance показывает результаты, близкие к результатам Feature Importance. Как видно из рис.8.16, наибольшее влияние на текущие дневные продажи оказывает объем продаж NFT с лагом 1 день. Лаг построенного индекса NFT Hype Index вновь занял второе место среди всех факторов и первое среди индексов настроений. При ближайшем рассмотрении (рис. 8.17) можно отметить несколько возросшую предсказательную силу индекса "Fear and Greed Index" и вытеснение индекса экономической неопределенности Twitter из топ-3 индексов настроений новостей.

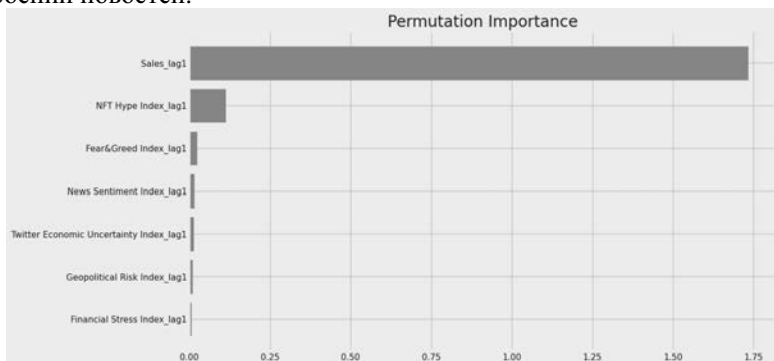


Рис. 8.16. Вклад всех факторов модели в объяснение дисперсии переменной NFT Sales с использованием метода Permutation Importance
Источник: построения авторов работы Т.В. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

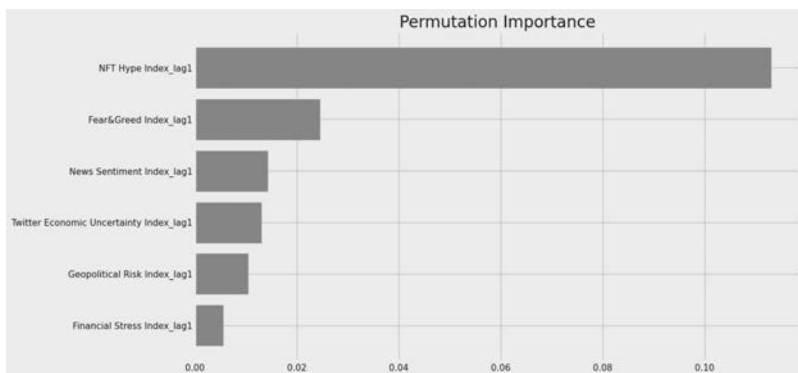


Рис. 8.17. Вклад только факторов сентимента в объяснение дисперсии переменной NFT Sales с использованием метода Permutation Importance

Источник: построения авторов работы Т. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

Результаты применения метода SHAP.

Метод SHAP также определяет объем продаж с лагом в 1 день в качестве основного предиктора дневных продаж NFT. Среди индексов настроений лидирует индекс Fear and Greed. Авторский индекс NFT Hype Index несколько уступает по своим объяснительным характеристикам индексу Fear and Greed Index. На рис. 8.18 показаны факторы по мере убывания их значимости. В отличие от предыдущих результатов, индекс геополитического риска поднимается на 3-е место.

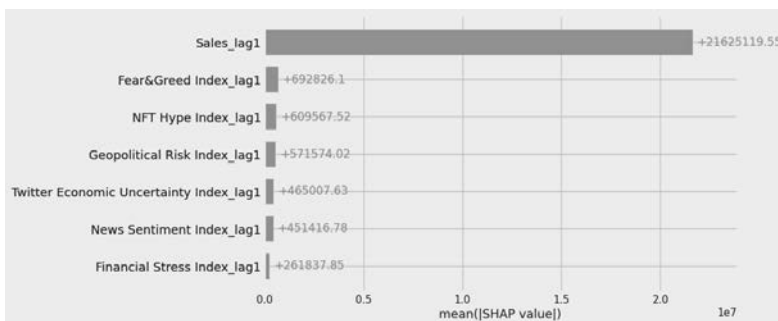


Рис. 8.18. Вклада всех факторов модели в объяснение дисперсии переменной NFT Sales с использованием метода Permutation Importance.

Источник: построения авторов работы Т. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

Кроме того, метод SHAP позволяет получить глобальную интерпретацию результатов расчетов через оценку среднего абсолютного значения SHAP для каждого признака по всем наблюдениям. Более высокое среднее значение SHAP для признака говорит о том, что он оказывает более сильное влияние на предсказания модели по сравнению с другими признаками. Используя метод SHAP, был построен график, содержащий подробную информацию о взаимосвязи переменных (рис. 8.19).

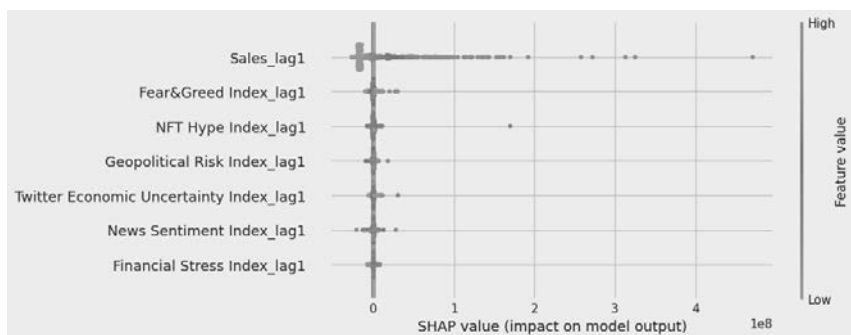


Рис. 8.19. Интерпретация положительного и отрицательного вклада факторов сентимента в объяснении переменной NFT Sales с помощью метода SHAP

Источник: построения авторов работы Т. Тепловой, А. Куркина и В. Баклановой

Как видно из рис. 8.19, большинство факторов нашей модели имеют одностороннюю связь с зависимой переменной и оказывают положительное влияние на объем продаж NFT. Единственная аномалия касается фактора продаж NFT с лагом 1. Результаты для этой переменной имеют тенденцию к отрицательным значениям, что говорит о том, что предшествующие периоды низких продаж NFT могут оказывать более существенное влияние на текущие продажи NFT-активов.

Обсуждение результатов.

Согласно полученным результатам, индексы настроений могут быть использованы в качестве важных предикторов в исследованиях NFT-активов, объясняя более 10% дисперсии объясняемой переменной. Авторский индекс был создан на основе текстового анализа по высказываниям 62-х известных персон крипторынка и лидеров мнений в социальной сети Twitter. Авторский индекс был подвергнут анализу с использованием моделей машинного обучения и методов Explainable AI,

что подтвердило его высокую объясняющую способность. Примечательно, что индекс NFT Hype продемонстрировал более высокую степень прогностической точности по сравнению с известным индексом Crypto Fear and Greed Index.

H1: Разработанный индекс NFT Hype, выступающий в качестве агрегатора настроений на рынке NFT, может быть значимым предиктором ежедневных объемов продаж NFT. Гипотеза не отвергается.

Влияние авторского индекса NFT Hype Index на общий объем ежедневных продаж NFT выявляется всеми методами Explainable AI, использованными в данном исследовании. Повышенное внимание и позитив инфлюэнсеров, а также других инвесторов соц сети оказывает заметное влияние на общий дневной объем продаж NFT. Этот вывод был выявлен и подтвержден методами Feature Importance, Permutation Importance и SHAP.

H2: Индексы настроений, включающие обработанные данные из социальных сетей (NFT Hype Index, Crypto Fear and Greed Index, Twitter Economic Uncertainty Index), оказывают более существенное влияние на объем продаж NFT, чем индексы настроений, не учитывающие социальные сети (Geopolitical Risk Index, Financial Stress Index, News Sentiment Index). Гипотеза не отвергается.

Результаты исследования однозначно показали, что индексы настроений, полученные на основе сообщений социальных сетей, обладают более высокими прогностическими возможностями. Несмотря на то, что результаты применения различных подходов в рамках Explainable AI несколько отличаются, неоспоримым является тот факт, что лидирующие позиции занимают индексы настроений, основанные на данных социальных сетей.

H3: Авторский индекс настроений инвесторов NFT Hype лучше отражает поведение рынка, чем индексы, не относящиеся к NFT. Гипотеза не отвергается.

Индекс NFT Hype Index демонстрирует высокий уровень объясняющей способности при использовании всех трех методов ХАИ. В частности, методы Feature Importance и Permutation Importance показали, что индекс NFT Hype вносит значительно больший вклад, чем любые другие индексы настроений. Хотя при использовании метода SHAP, индекс "Fear and Greed" определяется как наиболее важный из индексов настроений, вклад индекса NFT Hype лишь незначительно меньше. Таким образом, наша гипотеза о лучшей применимости индекса,

предназначенного исключительно для исследования рынка NFT-активов, может быть не отвергнута.

В заключение отметим, что в данном исследовании было выявлено, что авторский индекс NFT Hype Index, построенный на основе твитов ведущих инфлюэнсеров рынка NFT-активов, является хорошим прокси-индикатором настроений инвесторов на всем рынке NFT и может служить значимым предиктором при прогнозировании объемов продаж.

8.3. Исследования сегмента DeFi

DeFi является достаточно новым сегментом, даже для рынка цифровых активов. Он продемонстрировал стремительный взлет, увеличив свою рыночную капитализацию с 50 миллионов долларов до более 150 миллиардов долларов (CoinGecko).

Бакалаврская ВКР Склярова С.А.²⁰ посвящена анализу влияния настроений инвесторов на общий объем TVL в протоколах DeFi и цену их токенов в сравнении с «голубыми фишками» криптовалютного рынка. Основной целью исследования является проведение анализа настроений инвесторов на биржевые характеристики токенов протоколов децентрализованных финансов с применением методов машинного обучения. Дополнительной задачей является выявление связи между настроениями инвесторов и общей заблокированной ценностью в данных токенах, а также сравнение этих результатов с голубыми фишками криптовалютного рынка.

Скляровым С.А. были выдвинуты следующие гипотезы:

1) *Настроение инвесторов имеет значимое влияние на капитализацию «голубых фишек» рынка криптовалют.*

Поскольку рынок DeFi активов в значительной мере зависит от рынка криптовалют, то необходимо подтвердить или опровергнуть тезис о влиянии сентимента инвесторов на рынок криптовалют. Результаты предыдущих исследований, например, Karalevicius et al. (2018) или Valencia et al. (2019), подтверждают эту гипотезу. Однако авторы предлагают иной подход к сбору данных, который основан на изучении информации о настроениях лидеров мнений крипто сообщества и реакции розничных трейдеров на них.

2) *Стоимость токенов протоколов децентрализованных финансов не подвержена влиянию настроений инвесторов в отличие от «голубых фишек», благодаря своей менее очевидной спекулятивной природе.*

Исследования, связанные с децентрализованными финансами, такие как Zetzsche et al. (2020), отмечают важную отличительную

²⁰ ФЭН НИУ ВШЭ, работа под руководством профессора Т. Тепловой.

особенность DeFi токенов, характеризующуюся возможностью получения прибыли от деятельности протоколов и право на управление ими при удержании нативного токена этого протокола, что может снизить влияние сентимента на изменение цены токена.

- 3) *Настроения инвесторов не оказывают значимого влияния на общую стоимость, заблокированную в протоколах децентрализованных финансов.*

Данная гипотеза предполагает, что такие действия как внесение и вывод средств в протоколы DeFi связаны транзакционными издержками: комиссиями, потерей прибыли, что может сдерживать инвесторов от импульсивных действий вдобавок к предпосылкам второй гипотезы.

- 4) *Метрики внимания оказывают значимое влияние как на «голубые фишки», так и на DeFi токены и общую заблокированную стоимость в протоколах децентрализованных финансов.*

Результаты работы Ghosh et al. (2023) в целом подтверждают это, но их исследование ограничивается периодом кризиса Covid-19.

Данные для исследования.

Для проведения исследования был выбран диапазон времени с начала 2019 до начала 2023 года. Для построения индекса сентимента в первую очередь было необходимо собрать информацию о сообщениях в Twitter в рамках рассматриваемого периода. Был собран пул из 50 известных и влиятельных личностей в области криптовалют (см. Приложение 2, Таблица 1).

В этот список вошли владельцы, генеральные директора и лидеры аналитических команд ведущих венчурных фондов по количеству инвестиций в проекты, связанные с цифровыми активами (по данным крупнейшей базы данных от Messari.io); владельцы ведущих по объемам торгов криптовалютных бирж; основатели крупнейших по капитализации криптопроектов.

Для сбора текстовой информации из Twitter Складовым С.А. была использована библиотека twint для языка программирования Python. Ввиду того, что библиотека работает нестабильно с выхода Twitter API 2.0 в 2021 году была дополнительно использована библиотека nest-asyncio. В результате, был успешно собран набор данных, включающий более 29 000 сообщений, а также соответствующие метаданные, такие как количество лайков, ответов и ретвитов. Эти метаданные важны для определения значимости влияния конкретного сообщения на общий индекс настроений.

Основываясь на монографии Теплова и др. (2022), в качестве прокси значений сентимента были выбраны следующие метрики: индекс Fear &

Greed, индекс волатильности CBOE, дневные объёмы торгов соответствующих цифровых активов, а также индекс, составленный на основе метрик Google Trends.

Индекс Fear & Greed — это показатель, который косвенно измеряет эмоциональное состояние инвесторов на рынке криптовалют (рис.8.20). Индекс рассчитывается на основе нескольких показателей, таких как: изменения цены криптовалют, объемы торгов, колебания волатильности, количество упоминаний криптовалют в социальных сетях и новостных источниках.

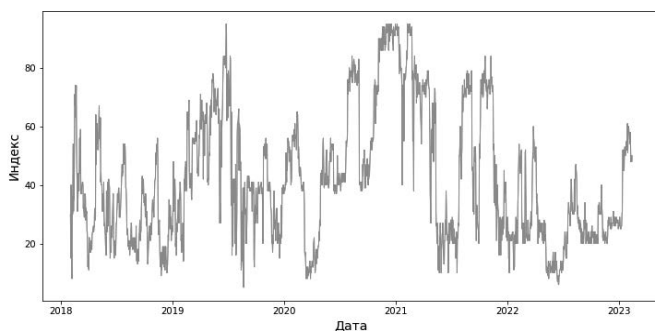


Рис. 8.20. График индекса Fear & Greed
Источник: alternative.me

CBOE Volatility Index, или VIX, представляет собой индикатор волатильности на рынке акций США. Индекс VIX разработан Чикагской опционной биржей (CBOE) и широко используется в инвестиционном сообществе для измерения уровня страха и неопределенности на рынке. Индекс VIX рассчитывается на основе цен опционов на индекс S&P 500 и отображает ожидаемую волатильность на рынке в ближайшие 30 дней. Методика расчета индекса VIX основана на модели оценки цены опционов Блэка — Шоулза. Более высокие значения индекса VIX указывают на большую неопределенность и страх на рынке, а более низкие значения указывают на меньшую степень волатильности. Данные были взяты с ресурса cboe.com. Так как торги опционами на бирже ведутся не ежедневно, все пропуски были заполнены интерполяцией.

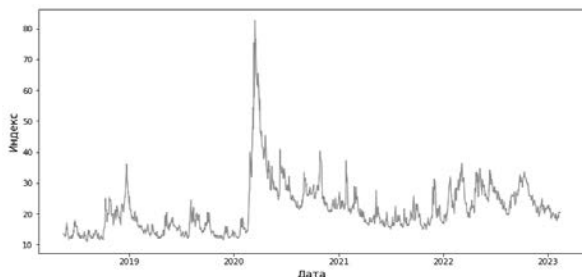


Рис. 8.21. График индекса VIX
 Источник: <https://www.cboe.com/>

Данные об объёме торгов были взяты с сайта Coingecko.com. Coingecko учитывает объём торгов как на централизованных биржах, так и на децентрализованных и считает его на основе данных сетей блокчейн, на которых они работают.

Для составления индекса, основанного на метриках Google Trends (рис. 8.22), использовались следующие запросы: bitcoin, crypto, cryptocurrency, ethereum, dogecoin, defi, nft, blockchain, mining, stablecoin.

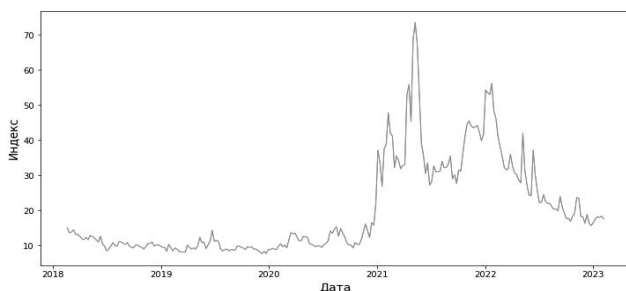


Рис. 8.22. График индекса поисковых запросов.
 Источник: расчёты С.Склярова на основе метрик Google Trends

Финансовые данные о капитализации криптовалют и TVL протоколов.

При помощи интернет-ресурса CoinGecko были получены данные о двух корзинах криптовалютных активов, включающих в себя по 10 цифровых токенов: первая корзина содержит «голубые фишки», а вторая – токены протоколов децентрализованных финансов (см. Приложение 2, Таблица 1).

В качестве компонентов первой корзины были выбраны 10 наиболее крупных цифровых токенов по объёму капитализации на начало 2023 года, за исключением стейблкоинов (Tether USD, DAI и подобных), мем-токенов

(Dogecoin, Shiba Inu) и обернутых токенов (нативный токен блокчейна, используемый в другом блокчейне, например, Wrapped Bitcoin).

Вторая корзина также содержит 10 крупнейших по капитализации нативных токенов проектов, предоставляющих возможность децентрализованного обмена, кредитования, страхования и других финансовых услуг. Необходимо отметить, что в данном исследовании более актуально использовать именно значение капитализации, а не цены, так как криптовалюты, в особенности DeFi токены, имеют свои специфические особенности. Одной из таких особенностей, как упоминалось в работе Malinova & Park (2018) является то, что не все доступные токены находятся в свободном обращении в конкретный момент времени. Часть из них может быть заблокирована на уровне смарт контракта. При этом каждый может получить информацию о точном времени их разблокировки. Появление дополнительных токенов у продавцов не случайно и не неожиданно, и, следовательно, не должно оказывать влияние на настроения инвесторов, однако, цена криптовалюты может снижаться после такого события, что может привести к неверным выводам. Именно поэтому, чтобы избежать или хотя бы сгладить такой эффект, используется значение капитализации. На рисунке 8.23 представлена подобная ситуация, когда цена токена Uniswap снизилась не пропорционально, а гораздо сильнее, чем его капитализация. Данный эффект наблюдался в предшествование разблокировки новых токенов 20 ноября и, как можно видеть на графике, начал проявляться за срок около 2-х месяцев.

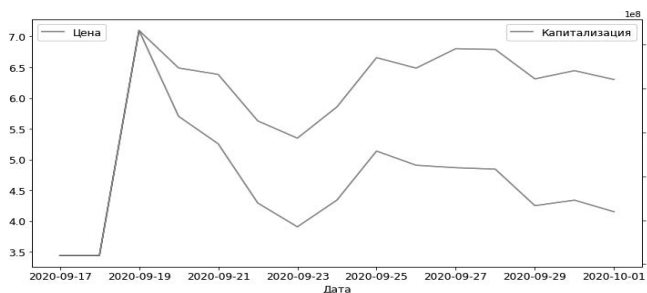


Рис. 8.23. График цены и капитализации токена Uniswap

Источник: CoinGecko

В то же время были собраны данные и о заблокированной стоимости в DeFi протоколах с помощью ресурса DefiLlama (рис. 8.24). Токены управления, заблокированные в стейкинг контрактах, и токены LP (токены пулов ликвидности, то есть децентрализованных бирж), в которых один из

токенов является управляющим, также были добавлены к стандартной методологии расчёта TVL.

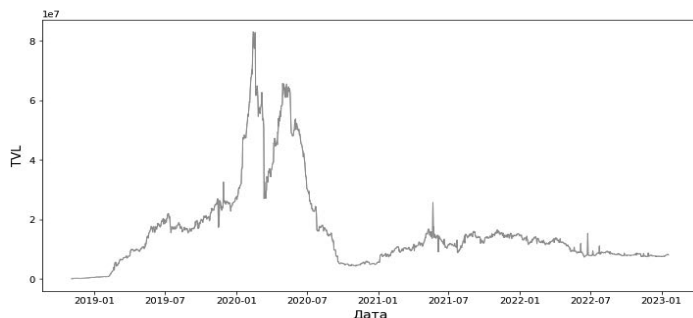


Рис. 8.24. График TVL

Источник: DefiLlama

Методология обработки текстовых данных.

Для определения тональности сообщений в первую очередь требовалась предварительная обработка текста. Для этой задачи была задействована библиотека Natural Language Toolkit. Опираясь на рекомендации Birjali et al. (2021), каждая строка текста была приведена к нижнему регистру, удалены числа и ссылки, а также удалены все знаки, кроме букв и пробелов. Затем текст был токенизирован, то есть разделен на отдельные слова, после чего было произведено удаление стоп-слов, таких как артикли, союзы, предлоги и прочие.

Для векторизации текста использовался модуль preprocessing библиотеки TensorFlow с использованием надстройки Keras. Каждый токен в сообщении был закодирован, при этом использовалось только 5000 наиболее часто встречающихся во всех сообщениях слов. Затем полученные векторы были выровнены до одинаковой длины.

Принимая во внимание результаты исследования Yadav & Vishwakarma (2020), для определения тональности сообщений было решено использовать LSTM модель, так как определение настроения сообщений в Twitter относится к задаче классификации на уровне предложений. Так как LSTM — это модель обучения с учителем, были взяты уже размеченные данные IMDB (крупнейшая в мире база данных отзывов о кинематографе). При этом длина каждого вектора отзыва была обрезана, чтобы тренировочные данные были более похожи на сообщения в Twitter.

Для модели была задана следующая архитектура: входной слой Embedding, который преобразует входные последовательности в векторы фиксированной длины, слой LSTM с размерностью 100, который обрабатывает последовательности и учитывает контекст и зависимости

между словами, и выходной слой Dense с функцией активации sigmoid, который выдает прогноз. В качестве оптимизатора была выбрана Adam, функция потерь – binary crossentropy (так как автор имеет дело с бинарной классификацией) и метрика accuracy для оценки точности модели во время обучения.

Модель обучалась с помощью метода обратного распространения ошибки, что позволило оптимизировать веса слоев модели для получения наилучшего качества прогноза. Таким образом на отложенной части тренировочной выборки удалось добиться точности по метрике accuracy в 0.8467.

После этого модель была применена на Twitter данных. Она присваивала каждому сообщению одну из трёх меток: положительное (+1), нейтральное (0) или негативное (-1). На рисунке 8.25 отображены результаты проведенной классификации.

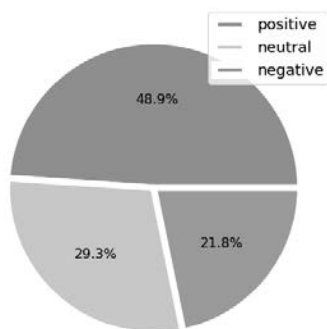


Рис. 8.25. Распределение классов сентимента сообщений
Источник: расчёты С. Складрова

Методология разработки индекса сентимента.

При создании индекса сентимента С. Складровым была поставлена задача учесть реакцию аудитории инфлюенсера на сообщение. С этой целью была применена следующая формула (8.11):

$$ValueS_{ij} = S_{ij} \times \left(\frac{Nlikes_{ij}}{Me(likes_i)} \right) \times \left(\frac{Nreplies_{ij}}{Me(replies_i)} \right) \times \left(\frac{Nretweets_{ij}}{Me(retweets_i)} \right) \quad (8.11)$$

где S_{ij} – сентимент сообщения j , инфлюенсера i ; $Nlikes_{ij}, Nreplies_{ij}, Nretweets_{ij}$ соответственно количество лайков, ответов и ретвитов этого сообщения;

$Me(likes_i)$, $Me(replies_i)$, $Me(retweets_i)$ – соответственно медианное количество лайков, ответов и ретвитов у сообщений инфлюенсера i .

После этого сентименты сообщений с учетом важности были сгруппированы по дате и вычислены их средние значения. Пропуски дат были заполнены при помощи интерполяции.

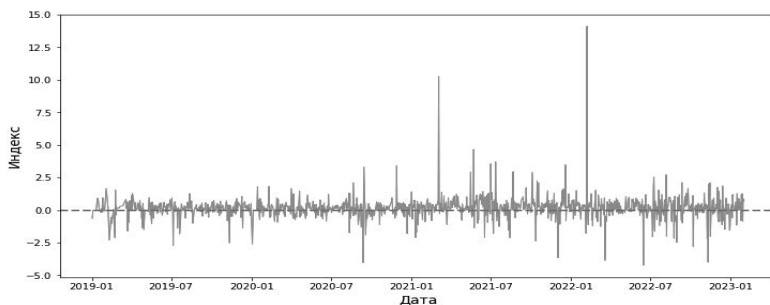


Рис. 8.26. График сконструированного индекса сентимента
Источник: расчёты С. СклЯрова

Методология тестирования гипотез.

В свете предшествующих исследований, нацеленных на изучение влияния сентимента на цены цифровых активов, таких как Karalevicius et al. (2018) или Deng et al. (2018), СклЯровым Сергеем тестировалась модель ARMA с экзогенными переменными. Несмотря на то, что в работе Ghosh et al. (2023) были применены более сложные модели, такие как ансамбль градиентного бустинга и случайного леса, имеющие более высокую предсказательную способность, данное исследование ставит перед собой иные цели, поэтому использование авторегрессионной модели сочли вполне допустимым.

Для реализации модели была использована библиотека statsmodels, а для подбора параметров p (количество лагов) и q (количество скользящих средних) – метод auto_arima из библиотеки pmdarima, минимизируя среднеквадратическую ошибку.

Анализ полученных результатов.

В таблицах 8.11 и 8.12 показаны результаты эконометрических расчётов Сергея СклЯрова для «голубых фишек» и DeFi токенов, соответственно. Показаны также параметры p и q , подобранные при помощи минимизации средней квадратической ошибки, а также p -value экзогенных переменных.

Таблица 8.11

Результаты построения ARMAX моделей для «голубых фишек»

«Голубые фишки»	p	q	p-value				
			Sentiment Index	Fear&Greed Index	VIX	Google Trends Index	Объём торгов
Bitcoin	1	0	0.001	0.000	0.216	0.007	0.715
Ethereum	1	1	0.011	0.000	0.271	0.001	0.258
BNB	2	0	0.083	0.011	0.702	0.010	0.001
Ripple	0	0	0.708	0.045	0.218	0.000	0.548
Cardano	1	1	0.486	0.008	0.036	0.116	0.263
Polygon	4	3	0.402	0.010	0.080	0.691	0.386
Solana	0	0	0.910	0.506	0.792	0.982	0.974
Polkadot	0	0	0.047	0.002	0.760	0.000	0.101
Litecoin	1	1	0.318	0.025	0.340	0.019	0.802
TRON	1	1	0.080	0.000	0.211	0.001	0.417

Согласно результатам, полученным Сергеем Скларовым на выборке «голубых фишек», авторский индекс сентимента показал статистически значимое воздействие на капитализацию 5 из 10 ведущих криптовалют на 10% уровне. Это позволяет заключить, что общее настроение инфлюенсеров оказывает влияние на данную категорию цифровых активов. Индекс страха и жадности, за исключением Solana, также имеет статистически значимое воздействие на 5% уровне на все токены. Кроме того, эффективность индекса, основанного на метриках Google Trends, также подтверждается его статистически значимым влиянием на 7 из 10 криптовалют на уровне значимости 5%.

С другой стороны, ни VIX, ни объём торгов по большей части не оказывают влияния на изменение капитализации «голубых фишек», являясь значимыми на 5% уровне лишь для двух и одного токена, соответственно.

Таким образом, полученные результаты свидетельствуют о том, что гипотеза об оказании значимого влияния настроений инвесторов на изменение капитализации "голубых фишек" с использованием сентимента сообщений инфлюенсеров и реакции сообщества на них- не отвергается.

**Результаты построения ARMAX моделей для DeFi токенов. Расчеты
С. Складорова**

DeFi токен	p	q	p-value				
			Sentiment Index	Fear&Greed Index	VIX	Google Trends Index	Объём торгов
Uniswap	1	1	0.758	0.390	0.957	0.430	0.299
Maker	1	0	0.768	0.096	0.792	0.291	0.634
Aave	0	1	0.596	0.000	0.352	0.097	0.546
Curve	0	0	0.844	0.353	0.812	0.783	0.507
Pancake	2	1	0.908	0.002	0.998	0.003	0.972
Synthetix	0	1	0.331	0.717	0.245	0.031	0.183
1Inch	0	0	0.000	0.025	0.254	0.003	0.549
Convex	3	4	0.454	0.165	0.531	0.892	0.878
Balancer	0	1	0.419	0.642	0.481	0.302	0.800
Compound	0	0	0.349	0.011	0.992	0.013	0.139

С учетом полученных результатов, относящихся к DeFi токенам, можно заключить, что влияние индекса сентимента на изменение капитализации ограничивается только токеном 1Inch.

Похожая тенденция наблюдается и в отношении VIX и объемов торгов, которые не являются значимыми факторами для любого из рассмотренных токенов. Тем не менее, в контексте двух других показателей внимания, а именно индекса запросов Google Trends и индекса Fear&Greed, можно отметить их значимость на уровне 10% для половины токенов.

В любом случае, исходя из таких полученных результатов, можно сделать вывод, что гипотеза, предполагающая отсутствие влияния сентимента на изменение капитализации DeFi токенов, также не отвергается.

С другой стороны, результаты построения модели для общей заблокированной стоимости в DeFi протоколах, как можно видеть в таблице 8.13, оказались неожиданными. Сентимент индекс оказался значимым на 1% уровне. Ввиду этого третья гипотеза С.Складорова об отсутствии влияния сентимента на TVL отвергается. Кроме того, из всех прокси метрик сентимента, индекс страха и жадности, всё же является значимой переменной.

Таблица 8.13

**Результаты построения ARMAX модели для TVL. Расчеты
С. Складорова**

	p	q	p-value			
			Sentiment Index	Fear&Greed Index	VIX	Google Trends Index
TVL	1	0	0.006	0.000	0.356	0.430

По итогам исследования четвертая гипотеза о значимости прокси метрик сентимента не отвергается, так Fear&Greed индекс является значимым фактором во всех случаях.

Тестирование результатов на робастность.

Чтобы говорить о корректности сделанных выводов по моделям, был проведен тест Бройша-Пагана с уровнем значимости в 1% для тестирования на гетероскедастичность остатков регрессионных моделей и посчитана статистика Дарбина-Уотсона для проверки наличия автокорреляции первого порядка (табл. 8.14, расчеты С.Складорова).

Таблица 8.14

Статистика Дарбина-Уотсона и p-value

Модель для	p-value теста Бройша-Пагана	Статистика Дарбина-Уотсона	Модель для	p-value теста Бройша-Пагана	Статистика Дарбина-Уотсона
Bitcoin	0.012	2.003	Uniswap	0.577	2.000
Ethereum	0.019	1.991	Maker	0.161	2.000
BNB	0.200	1.998	Aave	0.651	1.911
Ripple	0.007	2.021	Curve	0.393	1.913
Cardano	0.001	1.997	Pancake	0.026	2.000
Polygon	0.007	2.000	Synthetix	0.002	2.005
Solana	0.866	2.004	1Inch	0.434	2.033
Polkadot	0.005	2.019	Convex	0.011	1.960

Модель для	p-value теста Бройша-Пагана	Статистика Дарбина-Уотсона	Модель для	p-value теста Бройша-Пагана	Статистика Дарбина-Уотсона
Litecoin	0.002	2.000	Balancer	0.133	1.998
TRON	0.060	1.998	Compound	0.011	2.029
TVL	0.087	1.994			

Данные в таблице 8.14 показывают, что для всех моделей значение статистики Дарбина-Уотсона близки к 2, что говорит об отсутствии автокорреляции первого порядка. В то же время отсутствие гомоскедастичности можно наблюдать у моделей для Ripple, Cardano, Polygon, Polkadot, Litecoin, Pancake. По этой причине для них был применен С.Скляровым метод использования робастных оценок ковариационной матрицы в ARMA модели, чтобы учесть наличие гетероскедастичности.

Заключение.

В результате эмпирического исследования Сергея Склярова большинство выдвинутых гипотез подтвердилось. Отсутствие статистического значимого влияния на биржевые характеристики DeFi токенов подтверждает уникальность этого сектора на фоне «голубых фишек», хотя наличие влияния на TVL становится неожиданностью. В то же время значимость метрик внимания во всех случаях в расширенных временных рамках и при анализе большего числа активов подкрепляет результаты, полученные в других исследованиях до этого.

8.4. Анализ сегмента криптовалют с использованием методов машинного обучения

Интерес инвесторов к криптовалютам растет каждый год, так в 2019 году число зарегистрированных пользователей на одной из самых популярных криптовалютных бирж Binance составило 7,9 миллиона пользователей, а к 2022 году число пользователей превысило 90 миллионов. Несмотря на большое и постоянно растущее количество исследований сферы криптовалют, данная тема не теряет своей актуальности. Бакалаврская ВКР Малева Егора (ФЭН НИУ ВШЭ, под руководством профессора Т.Тепловой) посвящена анализу движения цен криптовалют с использованием сентимент анализа и методов машинного обучения на высокочастотных данных. В данном исследовании

рассматривается влияние настроений крипто-инвесторов на ценообразование криптовалют. В частности, производится анализ постов в Twitter или новостных порталах в период с 01.01.2019 по 01.01.2023.

В исследовании Егора Малева было использовано 3 метода обработки текстовых данных: модель, которая была предварительно обучена на готовом словаре для Bitcoin, Fin-Bert и Crypto-Bert. При помощи парсинга данных с сайта Binance, был собран датасет с почасовыми котировками для 31 рассматриваемой монеты. Было собрано более 38000 постов с сайта Twitter и все они были обработаны при помощи вышеперечисленных методов, для выявления тональности каждого поста. Финальным шагом в исследовании было выявление возможного влияния настроения онлайн-платформ на доходность криптовалют при помощи эконометрических моделей.

Цель исследования Егора Малева — оценить влияние настроений инвесторов на основе мнений пользователей онлайн-платформ и идентифицировать криптовалюты, цены на которые наиболее чувствительны к сообщениям в социальных сетях и новостям. Исследование проводилось в период с 01.01.2019 по 01.01.2023 года, все котировки брались с почасовым интервалом, но на некоторые из монет получилось найти поминутные данные.

Автором были выдвинуты следующие гипотезы исследования:

H1. *Сентимент постов в официальных аккаунтах криптовалют в Twitter влияет на доходность криптовалют.*

H2. *Доходность криптовалют зависит от сентимента пользователей онлайн-платформ.*

Текстовые данные для анализа настроений взяты из Twitter, данные котировок монет с сайта Binance.

Для анализа взаимосвязи между постами в Twitter и котировками криптовалют были использованы данные по 31 монете (Приложение 3, Таблица 1), которые были получены путем парсинга данных с криптовалютной биржи Binance. Выбор монет основывался на их популярности, ежедневном объеме торгов и максимальной стоимости, чтобы учесть эти факторы в дальнейшем исследовании. Для каждой из этих монет был определен список связанных с ними аккаунтов в Twitter. Это были либо аккаунты, напрямую связанные с самими монетами или их создателями, либо выбирались аккаунты, специализирующиеся на криптовалютах. В результате в список попало 73 Twitter-аккаунта (Приложение 3, Таблица 2).

Для исследования было собрано более 230 000 твитов, из которых примерно 38 000 соответствовали критериям поиска и были включены в итоговую выборку. Твиты собирались при помощи поиска по словам (Приложение 3, Таблица 5). Для сбора данных использовался язык

программирования Python и библиотека "tweepy", которая предназначена для парсинга информации из Twitter. В результате были получены данные о твитах, количестве лайков по ним, репостов, комментариев и просмотров. Собранные данные охватывают период с 1 января 2019 года по 1 января 2023 года с часовой периодичностью. Кроме данных Twitter, были собраны данные о котировках криптовалют за этот период, также при помощи языка программирования Python. Большинство данных о котировках имеют часовую периодичность, но для некоторых криптовалют удалось собрать данные с периодичностью в минуту (Приложение 3, Таблица 3), данные по ним собирались с сайтов Bitfinex и exchange. Кроме данных о котировках, были также собраны данные об объемах торгов.

В ходе анализа текста было использовано три модели: предобученная языковая модель, обученная на готовом словаре для Bitcoin, Fin-Bert и CryptoBert, для более точного анализа текста.

1. Предобученная языковая модель, обученная на готовом словаре для Bitcoin- использовался готовый словарь для Bitcoin и на нем обучалась модель Vader, данный инструмент был взят из статьи (Perry - Carrera, 2019). Предварительно был использован инструмент VADER (Рисунок 3).

2. Fin-Bert-лучшая модель, предварительно обученная на текстах финансовой коммуникации. Цель состоит в том, чтобы расширить исследования и практику финансового NLP. Модель обучается на следующих трех видах финансовой коммуникации: корпоративные отчеты, расшифровки звонков о доходах, отчеты аналитиков (Huang et al., 2022). Общий размер данных составляет 4,9 млрд токенов.

3. Crypto-Bert — это предварительно обученная модель NLP для анализа языка и настроений постов и сообщений в социальных сетях, связанных с криптовалютами. Модель была создана путем дальнейшего обучения межбазовой языковой модели *vinai* в области криптовалют, используя корпус из более чем 3,2 млн уникальных сообщений в социальных сетях, связанных с криптовалютой.

В итоге все 3 модели: VADER, Crypto-Bert, Fin-Bert показали точность в определении тональности текста на уровне 97.1% (Таблица 8.15). Тональность считалась методом голосования по трем трансформерам.

Качество предсказания модели и доля ошибок

Accuracy	0.9711
Precision	0.9714
Recall	0.9707
F1 Score	0.9711

Примечание: accuracy – доля правильных ответов алгоритма, precision-точность (способность отличать этот класс от других классов), recall-полнота (демонстрирует способность алгоритма обнаруживать данный класс вообще), F1 score- среднее гармоническое precision и recall.

Данная точность была достигнута благодаря использованию трех моделей. Каждая из моделей после обработки текста выдавала тональность текста, далее были взяты самые часто встречающиеся значения. Также для подсчета коэффициентов, на основе которых в дальнейшем вычислялась тональность текста, был использован еще один фактор- количество репостов публикации. Чем больше репостов, тем важнее становится текст (текст принимает большую огласку). Была произведена нормализация min-max, которая распределяет значения по шкале от 0 до 1.

Максимальное количество репостов – 1, минимальное количество – 0, а все остальные репосты пропорционально попадают в диапазон от 0 до 1. Затем каждая колонка с оценкой умножается на данный вес, чем меньше ретвитов – тем ближе все 3 оценки (negative/positive/neutral).

Было произведено удаление стоп-слов с помощью встроенного словаря в библиотеке “nltk”, были удалены предлоги, суффиксы и самые часто встречаемые слова в английском языке. Также были удалены различные эмодзи символы, ссылки и основные сокращения. Стемминг (это процесс, который удаляет ненужные части слова, обычно это приводит к потере суффиксов, связанных с образованием слов) и лемматизация (процесс, который включает использование словаря и морфологического анализа для приведения слова к его канонической форме – лемме) не проводились, поскольку они существенно ухудшают качество модели Bert. Лемматизация и стемминг преследуют цель привести все встречающиеся словоформы к одной, нормальной словарной форме.

Токенизация проводилась встроенным (базовым) Bert токенайзером (bert-basecased), при подаче текста на вход сети сначала выполняется его токенизация. Токенами служат слова, доступные в словаре, или их составные части- если слово отсутствует в словаре, оно разбивается на части, которые в словаре присутствуют (Рис. 8.27).

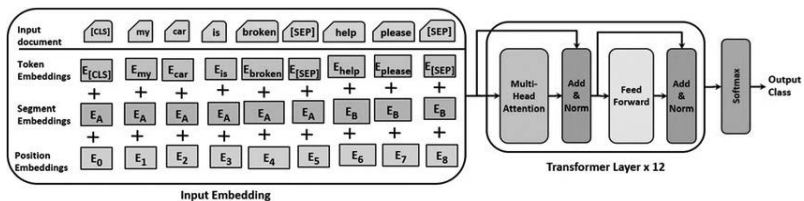


Рис. 8.27. Схема работы Bert-base-based.

Источник: ResearchGate

Также у токенайзера задействовались инструменты padding и truncation (заполнение и усечение). Данные инструменты используются, когда входные данные имеют различную длину, поэтому их нельзя преобразовать в тензоры фиксированного размера. Padding и truncation — это стратегии, для решения данной проблемы, они помогают создавать тензоры одинаковой длины. Процесс заполнения добавляет специальный маркер, чтобы гарантировать, что все последовательности в пакете имеют одинаковую длину, равную длине самой длинной последовательности, или максимальной длине, заданной моделью. В отличие от заполнения, усечение удаляет часть длинных последовательностей, чтобы они соответствовали заданной максимальной длине.

Первый метод векторизации — это анализ настроений. Каждому слову (токену) в сообщении присваивается значение настроения в диапазоне от 1 до -1, а затем все токены суммируются, чтобы получить общую оценку настроения для всего сообщения. В итоге был получен следующий образец (Рис. 8.28).

Проанализирована корреляция между настроениями, ценами на криптовалюты и объемами торгов, было рассчитано P-Value для 95%-ного уровня значимости. В качестве примеров были использованы Bitcoin, Dogecoin и Peercoin, полный список корреляций можно найти в Приложении 3, Таблица 4.

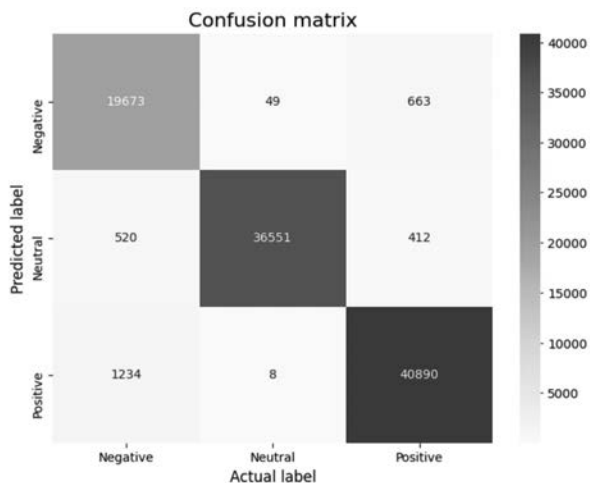


Рис. 8.28. Матрица ошибок; Обучающие данные и фактические
Источник: Расчеты Е. Малева

Примечание: матрица показывает точность данных, полученных на обучающей выборке. Здесь вы можете увидеть, как сообщения в Twitter были распределены по настроениям.

Следующим шагом было решение задачи классификации ожидаемых движений на рынке, таргетом служил индикатор того, что монета через заданное число минут, в данном случае — 8 минут, превысит заданный порог доходности (сигнал на long) или убытка (сигнала на short). Также строились регрессионные зависимости, когда в роли зависимой переменной выступила доходность монеты через 8 минут. Принято брать не более 5–6 лагов, но для анализа были взяты 8. После 10-го лага показатели становятся не значимыми. В обоих случаях Е. Малев использовал фиксированный временной горизонт. Регрессоры (лаги и сентимент) для задачи классификации и регрессии (Формула 1) использовались одни и те же — посчитанный сентимент поста в Twitter (вероятность того, что пост носит позитивный характер), а также лаги доходности по конкретной бумаге за каждую из последних 8 минут. Данным способом автор проверяет, имеют ли криптовалюты автокорреляцию доходности. Поскольку через автокорреляцию почти не наблюдаются значимые показатели, в дальнейшем будет применяться XGBoost.

$$\log\left(\frac{p(y_i=1)}{p(y_i=0)}\right) = \beta_0 + \beta_1 * \textit{Sentiment probability} + \beta_2 * \textit{return lag}_1 + \beta_3 * \textit{return lag}_2 + \beta_4 * \textit{return lag}_3 + \beta_5 * \textit{return lag}_4 + \dots + \beta_9 * \textit{return lag}_8 + \varepsilon_i \quad (8.12)$$

Примечание: y_i — целевая (объясняемая) переменная, принимающая значение 1, если цена криптовалют в промежутке от 15 до 45 минут после публикации поста в Twitter выросла, и 0 иначе. *Sentiment probability* — вероятность настроений автора поста, *return_lag* — стоимость монеты в разный промежуток времени.

В качестве эконометрических моделей использованы модели логистической и линейной регрессии. Данные модели были взяты, поскольку по ним можно сказать, какое влияние (положительное или отрицательное) имеет сентимент на ценообразование криптовалют. Для задачи предсказания эти модели могут оказаться слишком простыми, поэтому на этапе предсказания и моделирования итогового портфеля задействован градиентный бустинг (XGboost). Данный алгоритм является композицией дерева решений, в котором каждое последующее дерево обучается на ошибках предыдущих, тем самым уменьшая метрику ошибки, и с каждой итерацией улучшая результат алгоритма. Градиентный бустинг, как и другие алгоритмы, основанные на деревьях решений, может решать как задачи регрессионных зависимостей, так и задачи классификации. Однако при слишком большом количестве деревьев алгоритм может переобучиться, поэтому для работы с градиентным бустингом важно валидировать гиперпараметры методов, в первую очередь, количество деревьев и их глубину. Методом random search были найдены оптимальные гиперпараметры через 5ти блоковую кроссвалидацию (Таблица 8.16, расчеты Е.Малева) по аналогии с (Sasmaz and Tek, 2021).

Таблица 8.16

Параметры перекрестной проверки классификатора случайного леса

Параметры	Диапазон выбора параметров	Лучшие параметры
n_estimators	[100; 1000; 100]	900
learning rate	[0.01; 0.6; 5]	0.01
subsample	[0.3; 0.9; 3]	0.6000000000000001
max_depth	[3; 9]	3
colsample_bytree	[0.5; 0.9; 5]	0.6
min_child_weight	[1; 4]	3

Примечание: `n_estimators`- количество деревьев в лесу модели; `learning_rate` — коэффициент скорости обучения; `subsample` — вероятность, по которой будет выбираться каждый объект для построения дерева; `max_depth` — максимальная глубина дерева. Используется для того, чтобы исключить возможность переобучения; `colsample_bytree` доля переменных, используемых на каждой итерации; `min_child_weight` — минимальное количество наблюдений в листе дерева.

Главное преимущество XGBoost перед моделью случайного леса в том, что градиентный бустинг сокращает как дисперсию, так и смещение в прогнозах. Были использованы простые алгоритмы с низким разбросом и через XGboosting реализовано снижение смещения.

Поскольку в исследовании используется модель бинарной классификации, при этом в реальной торговле возникают сигналы, как на short, так и на long, были использованы две модели в рамках каждой из спецификаций моделей классификации, описанных выше. Сигнал на short-индикатор: что монета снизится более, чем на 3% в течение 8 минут. Аналогичная рекомендация с сигналом на открытие long позиции. В случае с регрессионной зависимостью такое разделение не использовалось, поскольку предсказываемая доходность может быть как положительной, так и отрицательной.

Анализ эмпирических тестов.

При построении корреляционной матрицы для выявления связи между ценами на криптовалюты и настроениями E. Малевым было оценено качество каждой из моделей текстового анализа. Модели, обученные на готовом словаре для Bitcoin (Таблица 8.17) и Fin-Bert (Таблица 8.18), показали неоптимальные результаты.

Таблица 8.17

Корреляционная матрица, словарь Bitcoin (VADER)

	Open price	Close price	Volume	Negative	Neutral	Positive
Open price	1	1	-0.0098	-0.036	0.034	-0.086
Close price	1	1	-0.0098	-0.036	0.033	-0.087
Volume	-0.0098	-0.0098	1	0.045	0.051	0.067
Negative	-0.036	-0.036	0.045	1	-0.23	-0.095
Neutral	0.034	0.033	0.051	-0.23	1	-0.38
Positive	-0.086	-0.087	0.067	-0.095	-0.38	1

Таблица 8.18

Корреляционная матрица, Fin-Bert модель

	Open price	Close price	Volume	Negative	Neutral	Positive
Open price	1	1	-0.0098	-0.2	0.087	-0.012
Close price	1	1	-0.0098	-0.2	0.087	-0.012
Volume	-0.0098	-0.0098	1	-0.047	0.043	-0.025
Negative	-0.2	-0.2	-0.047	1	-0.13	-0.28
Neutral	0.087	0.087	0.043	-0.13	1	-0.88
Positive	-0.012	-0.012	-0.025	-0.28	-0.88	1

Модель, обученная на готовом словаре для Bitcoin (Таблица 8.17, расчеты Е.Малева), не показала приемлемых результатов: комментарии любого характера не оказывают влияния на ценообразование криптовалют. В свою очередь модель Fin-Bert (Таблица 8.18) показала, что комментарии с "бычьим" настроением не влияют на ценообразование, в отличие от негативных комментариев. С другой стороны, модель Crypto-Bert показала противоположные результаты: с положительными комментариями оценка 0,23 – очень хороший результат для такой выборки, и -0,19 для "медвежьих" комментариев (Таблица 8.19). Результаты могут отличаться при меньших объемах данных.

Таблица 8.19

Корреляционная матрица, Crypto-Bert модель

	Open price	Close price	Volume	Negative	Neutral	Positive
Open price	1	1	-0.0098	-0.19	0.095	0.23
Close price	1	1	-0.0098	-0.19	0.095	0.23
Volume	-0.0098	-0.0098	1	-0.073	0.066	0.05
Negative	-0.19	-0.19	-0.073	1	-0.82	-0.77
Neutral	0.095	0.095	0.066	-0.82	1	0.27
Positive	0.23	0.23	0.05	-0.77	0.27	1

Следующим шагом в исследовании Егора Малева было построение прогнозной модели. Прогнозная модель строилась только для тех монет, по которым были найдены поминутные котировки за 4 года. Сперва была построена модель классификации ожидаемых движений на рынке. Вероятность роста цены криптовалюты от сентимента незначимо положительная (рис. 8.29), Вероятность отрицательного роста цены криптовалюты от сентимента оценена модельно на рис. 8.30.

Logit Regression Results						
Dep. Variable:	y	No. Observations:	14405			
Model:	Logit	Df Residuals:	14395			
Method:	MLE	Df Model:	9			
Date:	Sun, 19 Mar 2023	Pseudo R-squ.:	0.05948			
Time:	18:51:20	Log-Likelihood:	-1418.4			
converged:	True	LL-Null:	-1508.1			
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	6.734e-34			
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-3.9775	0.081	-48.811	0.000	-4.137	-3.818
Positive	0.1641	0.132	1.242	0.214	-0.095	0.423
lag_1	7.1082	1.031	6.897	0.000	5.088	9.128
lag_2	11.4196	2.085	5.476	0.000	7.332	15.507
lag_3	6.1015	1.752	3.482	0.000	2.667	9.536
lag_4	7.6543	3.274	2.338	0.019	1.237	14.071
lag_5	22.5121	2.644	8.514	0.000	17.330	27.694
lag_6	8.4217	2.825	2.981	0.003	2.884	13.959
lag_7	-0.9081	2.767	-0.328	0.743	-6.332	4.515
lag_8	9.4707	4.051	2.338	0.019	1.531	17.410

Рис. 8.29. Логистическая регрессия с вероятностью роста цены криптовалюты. Построение Е. Малева

Logit Regression Results						
Dep. Variable:	y	No. Observations:	14405			
Model:	Logit	Df Residuals:	14395			
Method:	MLE	Df Model:	9			
Date:	Sun, 19 Mar 2023	Pseudo R-squ.:	0.01763			
Time:	18:51:28	Log-Likelihood:	-1126.4			
converged:	True	LL-Null:	-1146.6			
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	6.328e-06			
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-4.2609	0.094	-45.451	0.000	-4.445	-4.077
Positive	0.1560	0.152	1.024	0.306	-0.143	0.455
lag_1	-7.7918	2.705	-2.881	0.004	-13.092	-2.491
lag_2	-23.5589	5.671	-4.154	0.000	-34.675	-12.443
lag_3	-3.3422	4.632	-0.721	0.471	-12.421	5.737
lag_4	10.9876	3.516	3.125	0.002	4.097	17.878
lag_5	-11.5608	3.893	-2.969	0.003	-19.192	-3.930
lag_6	0.3046	4.934	0.062	0.951	-9.366	9.975
lag_7	0.1260	3.436	0.037	0.971	-6.608	6.860
lag_8	-1.6307	5.118	-0.319	0.750	-11.662	8.400

Рис. 8.30. Логистическая регрессия с вероятностью падения цены криптовалюты. Построение Е. Малева

Как можно заметить, большее влияние оказывает стоимость криптовалюты в последние 8 минут. Если говорить про возможный рост цены, то на него влияет интервал с 1-й по 6-ю минуту (рис. 8.29), в то время как при падении можно отметить лаги 1,2,4,5 минуты. К сожалению, наша гипотеза не подтвердилась и сентимент незначимо влияет на

ценообразование криптовалют на внутрисдневных данных. Кроме того, знак эффекта оказался не определен. Полученные результаты могут еще раз свидетельствовать о стилизованном факте, что волатильность криптовалют может быть предсказана лучше, чем направление изменения цены.

Поскольку логистическая регрессия показала слабые результаты, следующим шагом было тестирование модели XGBoosting. Результаты ожидаемо намного лучше – XGBoosting более сложная модель, способная уловить неочевидные закономерности в данных. Как можно заметить, показатели по AUC-PR намного лучше константной модели (рис. 8.31 и 8.32).

AUC-ROC - 0.760
AUC PR - 0.06831
AUC PR константы - 0.00097

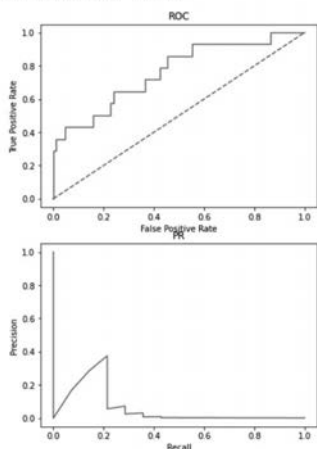


Рис. 8.31. XGBoosting, AUC-ROC и AUC-PR для модели на long

AUC-ROC - 0.792
AUC PR - 0.00626
AUC PR константы - 0.00035

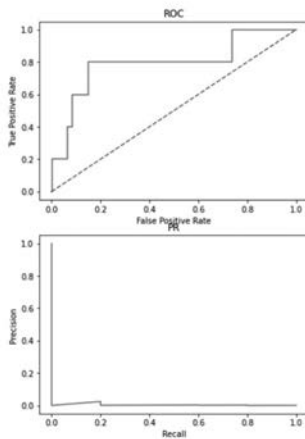


Рис. 8.32. XGBoosting, AUC-ROC и AUC-PR для модели на short

Посмотрим теперь на feature importance XGBoosting, чтобы понять, какие регрессоры чаще других использовались в разбиении выборки (то есть какие регрессоры более важны). Здесь мы оцениваем, как цена монеты в последние минуты влияет на рост монеты спустя 8 минут, а также анализируем, как вероятность появления позитивного комментария в соцсетях отразится на направлении движения цены монеты. Как мы можем заметить, вероятность появления позитивного комментария является самым слабым предиктором вероятности роста цены монеты (рис. 8.33) и (рис. 8.34, построения Е.Малева).

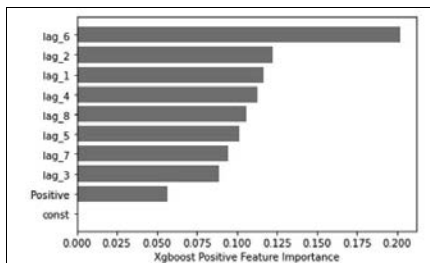


Рис. 8.33. XGBoosting, позитивное (long) будущее влияние

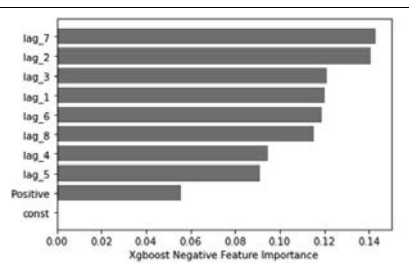


Рис. 8.34. XGBoosting, негативное (short) будущее влияние

Далее нами построена регрессионная зависимость с целью тестирования гипотезы, что сентимент является значимым фактором. К сожалению, сентимент снова оказался незначимым фактором (рис. 8.35), в то же время доходность минуту и четыре минуты назад является очень важными предикторами (Рис.8.35). В целом модель значима при любом разумном уровне значимости.

OLS Regression Results						
coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]	
const	0.0002	0.000	1.287	0.198	-8.94e-05	0.000
Positive	9.382e-05	0.000	0.408	0.683	-0.000	0.001
lag_1	0.0606	0.015	4.055	0.000	0.031	0.090
lag_2	-0.0375	0.019	-1.928	0.054	-0.076	0.001
lag_3	-0.0203	0.019	-1.066	0.287	-0.058	0.017
lag_4	-0.1061	0.018	-5.959	0.000	-0.141	-0.071
lag_5	0.0542	0.018	2.981	0.003	0.019	0.090
lag_6	-0.0554	0.018	-3.162	0.002	-0.090	-0.021
lag_7	0.0972	0.017	5.851	0.000	0.065	0.130
lag_8	0.1225	0.018	6.866	0.000	0.088	0.157
Omnibus:	8509.124	Durbin-Watson:				1.590
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):				2353436.339
Skew:	1.672	Prob(JB):				0.00
Kurtosis:	65.529	Cond. No.				300.

Рис. 8.35. Расчет P-Value для регрессионной линейной зависимости. Построение Е. Малева и Т. Тепловой

Заключение.

На основе результатов исследования Егора Малева можно сделать вывод, что отдельные посты в Twitter могут значительно влиять на цены криптовалюты в краткосрочной перспективе. Полученные результаты согласуются с предшествующими исследованиями (Park & Lee, 2018,

Bhosale & Mavale, 2018). Лучшим методом для анализа тональности текстов, связанных с криптовалютой, мы называем модель Стурто-Берт. Также стоит понимать, что не все типы (по настроению) постов в социальных сетях влияют на монеты.

В исследовании Е.Малев выявил зависимость между мемной монетой Dogecoin и постами в Twitter, P-Value=0. Если рассматривать 10 монет (Приложение 3, таблица 3), по которым получилось найти поминутные данные, то там можно заметить, что P-Value>0. На данные монеты большое влияние оказывают их доходности в последние минуты (лаговые переменные). XGBoosting показывает хорошие результаты, но качество моделей остается низким. Для будущего исследования следует использовать другие модели, например, марковские цепи, алгоритм машинного обучения, основанный на методе опорных векторов (SVM) (Perry-Carrera, 2019), который использует данные сентимента Twitter и другие факторы для прогнозирования цены Bitcoin с использованием RNN модели, как в исследовании (Catania & Grassi, 2022).

Подтвердились гипотезы, что чем популярнее аккаунт в соцсетях, тем больше охват возможных инвесторов, которые в свою очередь пересылают посты и провоцируют волатильность на рынке криптовалют. Анализ официальных аккаунтов монет показывает, что как только монета анонсирует кросс-листинг (допуск монеты на биржу) на новой бирже, информация сразу распространяется и происходит памп (резкий рост цены) монеты. Для будущих исследований Е.Малев рекомендует собрать более представительную выборку поминутных данных по большему количеству монет и использовать более сложные аналитические инструменты.

8.5. Инвестиционные стратегии на рынках криптовалют

Далее представлены результаты работы студента магистратуры НИУ ВШЭ Д. Воронцова под руководством профессора Т.В.Тепловой. Для тестирования гипотез относительно построения инвестиционных стратегий на рынках криптовалют применена многомерная DCC-GARCH модель. Акцент сделан на анализе перетока волатильности внутри криптовалютного рынка. Оценивались доли для хеджирования инструментов в рамках портфеля криптовалютных активов. Также были исследованы два сентиментных индекса UCRY (Lucey et al.,2022), отражающих разные виды неопределённости, связанных с криптовалютами. Для анализа индексов была применена векторная авторегрессия (VAR).

Данные для исследования.

В работе Д. Воронцова использовались временные ряды по крупнейшим по капитализации токенам (рис.8.36). Как правило, в исследованиях, берутся первые 8–10 инструментов за исключением «стейблкоинов» (токены, привязанные к активно функционирующим валютам: USDT, USDC, BUSD, etc.). Данные были получены с криптобиржи Binance.

#	Name	Price	Market Cap	Volume(24h)
1	Bitcoin BTC	\$21,518.00	\$415,077,237,180	\$23,054,137,233 1,070,331 BTC
2	Ethereum ETH	\$1,476.48	\$180,682,712,049	\$9,237,855,055 6,248,575 ETH
3	Tether USDT	\$1.00	\$68,478,176,769	\$39,658,946,379 39,618,901,228 USDT
4	BNB BNB	\$285.86	\$45,137,230,764	\$1,280,660,728 4,484,495 BNB
5	USD Coin USDC	\$0.9998	\$40,949,483,579	\$4,599,533,019 4,600,523,422 USDC
6	XRP XRP	\$0.3659	\$18,587,397,391	\$1,080,333,413 2,947,024,436 XRP
7	Binance USD BUSD	\$0.9995	\$15,922,256,922	\$12,725,826,533 12,731,092,751 BUSD
8	Cardano ADA	\$0.348	\$12,052,033,198	\$368,542,621 1,055,310,070 ADA

Рис. 8.36. Крупнейшие по капитализации криптовалюты.

Данные на 13.02.2023

Источник: coinmarket.com

Индексы UCRY учитывают два вида неопределённости, влияющих на интерес к криптовалютам. Оба индекса строятся на анализе новостей и новостных сводок. Исходная частота построенных индексов – неделя. В качестве источника новостей авторы индексов выбрали агрегатор LexisNexis Business Database. Оба индекса приведены к стандартному виду:

$$UCRY_{Policy_t} = \left(\frac{N_{1t} - \mu_1}{\sigma_1} \right) + 100 \quad (8.13)$$

$$UCRY_{Price_t} = \left(\frac{N_{2t} - \mu_2}{\sigma_2} \right) + 100 \quad (8.14)$$

где N_{it} – численное значение индекса за неделю t , полученное из статей, обсуждающих регуляторные меры касательно криптовалюты или касающихся темы динамики цен на крипторынке μ_i и σ_i – среднее и стандартное отклонение на всём временном ряде.

Результаты исследования.

На первом шаге Д. Воронцовым тестировались DCC-GARCH модели на доходностях криптовалютных активов, на втором шаге оценивались VAR регрессии, построенные на доходностях криптовалют и индексах UCRY.

DCC-GARCH модель была оценена для двух наборов рядов. В первом было восемь токенов: BTC, LTC, ETH, BNB, XRP, ADA, DOGE, MATIC. Во втором – только «старые» токены: BTC, LTC, ETH, BNB. Соответственные временные интервалы: с 2017-12-13 по 2023-01-31 для первой модели и с 2019-07-05 по 2023-01-31 для второй. Коэффициенты оказались значимыми в обоих моделях:

Таблица 8.20

Результаты DCC-GARCH модели для криптовалют. Расчеты Д. Воронцова

Model	Coefficient	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
2017-12-13 — 2023-01-31	$\alpha \beta$	0.029 0.95	0.003 0.006	8.365 153.723	0.00 0.00
2019-07-05 — 2023-01-31	$\alpha \beta$	0.032 0.953	0.005 0.009	6.828 109.947	0.00 0.00

Из датафрейма была удалена шоковая дата 12-03-2020, когда в результате паники на рынке стоимость BTC упала на 25%. В обоих моделях коэффициенты оказались значимыми, что подтверждает гипотезу о динамической корреляции.

Dynamic Conditional Correlation plot

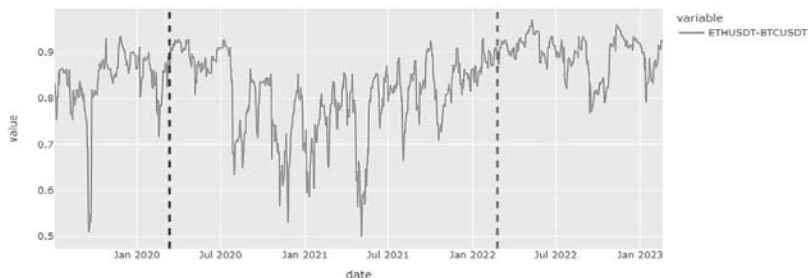


Рис. 8.37. Динамическая корреляция BTC и ETH. Расчеты Д. Воронцова

После построения моделей и получения временных зависимостей условных корреляций, были рассчитаны доли хеджирования следующим образом: $\beta_{ijt} = \frac{h_{ijt}}{h_{jtt}}$, где h_{ijt} и h_{jtt} – условные ковариации и дисперсия инструментов i и j . Веса динамического портфеля рассчитывались по формуле (15):

$$W_{ijt} = \left(\frac{h_{jtt} - h_{ijt}}{h_{iit} - 2h_{ijt} + h_{jtt}} \right) \quad (8.15)$$

Для исследования зависимости корреляции Bitcoin с альткоинами были рассчитаны веса W_{ijt} для всех пар «BTC-токен»:

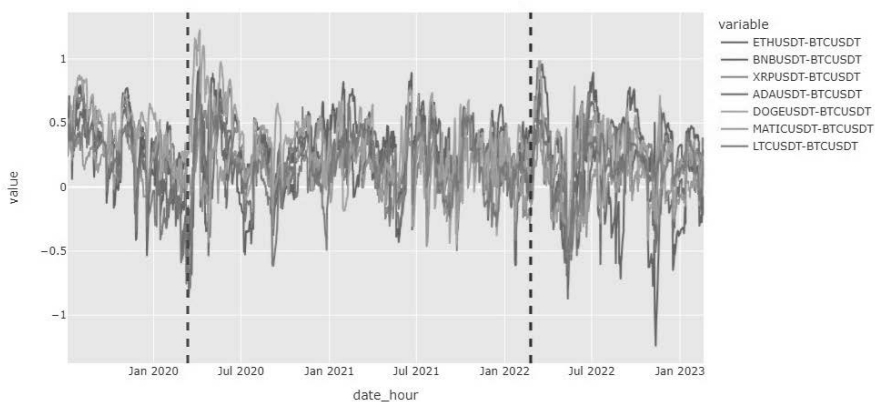


Рис. 8.38. Расчет весов W_{ijt} для всех пар «BTC-токен»

Источник: расчеты Д. Воронцова

Просуммировав по весам, Д. Воронцовым был получен динамический вес W_{BTC} хеджированного портфеля «BTC-altcoins»:

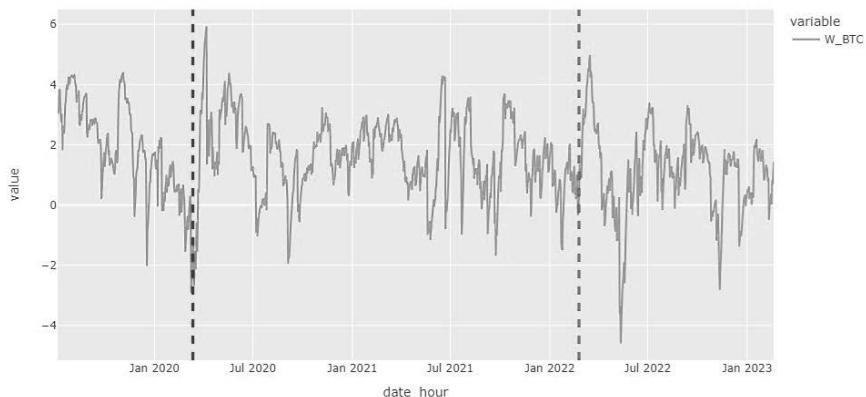


Рис. 8.39. Динамический вес W_{BTC} хеджированного портфеля «BTC-altcoins»

Источник: расчеты Д. Воронцова

Таблица 8.21

Динамический вес W_{BTC} хеджированного портфеля «BTC-altcoins» по периодам

Период	среднее W_{BTC}
2019-07-05 2020-03-12	1.92
2020-03-12 2022-02-24	1.60
2022-02-24 2023-01-31	1.10

Можно заметить, что пропорция альткоинов для хеджа Bitcoin в «период СВО» оказалась меньше, чем в «пандемийном периоде» и предшествующем ему временному отрезку. Принимая во внимание шок 2020 года, тем не менее можно высказать предположение об уменьшении со временем корреляции Bitcoin и рассмотренных альткоинов.

Недельная частота индексов UCRY была предварительно приведена к дневной. Использовалась линейная интерполяция по формулам (8.16) и (8.17):

$$UCRY_Policy_t = UCRY_Policy_{t_0} + \frac{UCRY_Policy_{t_1} - UCRY_Policy_{t_0}}{t_1 - t_0} \quad (8.16)$$

$$UCRY_Price_t = UCRY_Price_{t_0} + \frac{UCRY_Price_{t_1} - UCRY_Price_{t_0}}{t_1 - t_0} \quad (8.17)$$

Здесь $UCRY_Policy_{t_0}$ – значение индекса на первый день текущей недели,

$UCRY_Policy_{t_1}$ – значение индекса на первый день следующей недели: $t_0 < t < t_1$.

Уравнение векторной авторегрессии имеет вид:

$$Rt_BTC_t = a + \sum_{i=1}^p b_i Rt_BTC_{t-i} + \sum_{i=1}^p c_i Rt_ETH_{t-i} + \sum_{i=1}^p d_i Rt_BNB_{t-i} + \sum_{i=1}^p e_i Rt_XRP_{t-i} + \\ + \sum_{i=1}^p f_i Rt_ADA_{t-i} + \sum_{i=1}^p g_i Rt_DOGE_{t-i} + \sum_{i=1}^p k_i Rt_MATIC_{t-i} + \sum_{i=1}^p l_i Rt_LTC_{t-i} + \\ + \sum_{i=1}^p m_i UCRY_Policy_{t-i} + \sum_{i=1}^p n_i UCRY_Policy_{t-i} \quad (8.18)$$

где t – дневные итерации. Уравнения для остальных зависимых переменных имеют аналогичную форму. Построенная векторная авторегрессия показала значимое влияние первых лагов на BTC, ETH, DOGE, LTC (Табл 8.22, расчеты Д. Воронцова):

Таблица 8.22

Оценки по модели VAR для криптовалют

Dependent variable	Coefficient	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
Rt_BTC	$L1_UCRY_Policy$	0.437	0.219	1.997	0.046
	$L1_UCRY_Price$	-0.495	0.223	-2.214	0.027
Rt_ETH	$L1_UCRY_Policy$	0.656	0.286	2.292	0.022
	$L1_UCRY_Price$	-0.724	0.292	-2.477	0.013
Rt_DOGE	$L1_UCRY_Policy$	0.982	0.467	2.103	0.035
	$L1_UCRY_Price$	-1.072	0.476	-2.249	0.024
Rt_LTC	$L1_UCRY_Policy$	0.558	0.302	1.850	0.064
	$L1_UCRY_Price$	-0.607	0.308	-1.972	0.049

Коэффициенты в табл 8.22 отражают взаимосвязь разных типов неопределённостей и доходностей. Коэффициент $L1_UCRY_Policy$ показывает, что новостной фон, связанный с регулированием криптовалют, положительно сказывается на их будущей динамике. В то же время отрицательное значение $L1_UCRY_Price$ показывает, что неопределённость в цене негативно влияет на цены.

Заключение.

В результате проведённого исследования Д.Воронцова выявилась зависимость крупнейших на февраль 2023 по капитализации криптовалют с индексами неопределённости на крипторынках UCRY на двух отрезках

рыночных потрясений (Ковид и геополитическая напряженность СВО 2022 года). Основные криптовалюты имели значимую динамическую корреляцию на протяжении всего рассматриваемого периода. Рассчитанный хеджирующий коэффициент для Bitcoin оказался меньше в периоде начала СВО, чем в пандемийном периоде и предшествующем ему, что может свидетельствовать о том, что взаимосвязь Bitcoin и основных альткоинов не остаётся постоянной и уменьшается со временем.

Построенная VAR регрессия показала, что обсуждение регуляторных вопросов криптовалюты в новостях положительно сказывается на цене, в то время как обсуждение ценовой динамики — негативно. Обсуждение законодательного статуса криптовалют повышает их легитимность в глазах инвесторов, что приводит к росту цен. Новости оценочного характера стоимости криптовалют пугают инвесторов, что приводит к падению цен.

8.6. Роль стейблкоинов в функционировании рынка криптовалют и цифровых активов

В настоящее время на финансовых рынках инвесторы сталкиваются с традиционными и цифровыми субрынками. Последний состоит из относительно более рискованных традиционных криптовалют и относительно более безопасных стейблкоинов, обеспеченных традиционными "безрисковыми" активами. Однако между традиционными криптовалютами и стейблкоинами формируются различные взаимозависимости, особенно в части передачи волатильности (Grobys et al., 2021). Тем не менее свойства стабильных монет как инструмента диверсификации, хеджирования рисков и "тихой гавани" привлекают внимание научного сообщества (Wang et al., 2020). В нашей книге мы также не можем обойти стороной вопрос о важности стейблкоинов для рынка криптовалют и их вкладе в функционирование рынка. Данному вопросу посвящена работа М. Губаревой, А.Боссмана и Т.Тепловой «Роль стейблкоинов во взаимосвязи между цифровым и традиционным финансовыми рынками».

Исследовательский вопрос данной работы может быть сформулирован следующим образом: «Имеют ли стейблкоины значение для управления рисками на финансовых рынках?» Авторы отвечают на этот вопрос, исследуя взаимосвязь между акциями, казначейскими облигациями, стейблкоинами и криптовалютами с помощью непараметрических моделей квантильной причинности в средних (quantile-causality in-means) и quantile-on-quantile регрессии. В отличие от предыдущих исследований, касающихся волатильности цен на стейблкоины, авторы фокусируются на объемах торговли стейблкоинами.

Полученные результаты расширяют понимание о реакции стейблкоинов на поведение других активов финансового рынка. Выявлен эффект бегства в криптобезопасность (flight-to-cryptosafety)", что способствует росту рыночной капитализации стейблкоинов.

Можно предположить, что "стабильность" стейблкоинов основана на вере инвесторов в то, что надежные фиатные валюты и/или другие традиционные безопасные активы обеспечивают стабильность стейблкоинов. На рис. 8.40 показаны потоки между цифровыми и традиционными финансовыми рынками.

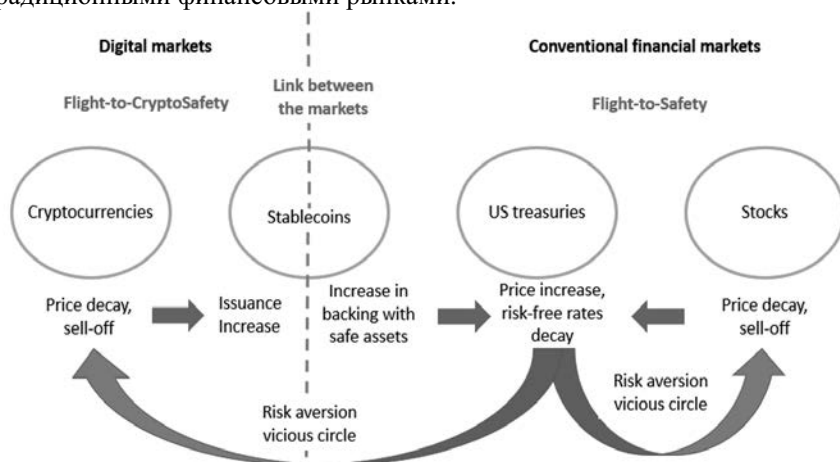


Рис. 8.40. Концептуальные связи между цифровыми и традиционными финансовыми рынками

На традиционных сегментах финансовых рынков падение цены традиционного рискованного актива (например, акций) может привести к тому, что инвесторы начнут продавать этот актив и вкладывать деньги в более безопасный актив (например, казначейские облигации США), чтобы повысить качество и безопасность доходов; это называется "бегством к качеству" или "бегством к безопасности" (Gubareva & Borges, 2016; Gubareva & Umar, 2023; Gubareva et al., 2023;). В силу растущей популярности различных криптовалют инвесторы в поисках убежища могут перебегать из более рискованных (традиционные криптовалюты) в более безопасные цифровые активы (стейблкоины) – авторы называют это «бегством в криптобезопасность».

Ante et al. (2021) изучают, как эмиссия стейблкоинов влияет на криптовалютный рынок, и приходят к выводу, что эмиссия стейблкоинов приводит к ценообразованию (price discovery) и повышению

эффективности рынка криптовалют. Более того, авторы утверждают, что по своей природе стейблкоины обеспечивают связь между цифровым и традиционным финансовым сегментами финансового рынка, что обусловлено обеспечением стейблкоинов такими активами, как краткосрочные казначейские облигации США, золото и т.д. Таким образом, бегство в криптобезопасность, вызванное обвалом традиционных криптовалют, приводит к росту эмиссии стейблкоинов и, как следствие, к увеличению спроса на безопасные казначейские обязательства США.

В свою очередь, последующее снижение доходности по казначейским обязательствам (рост цены как результат роста спроса) может быть расценено как рост неприятия риска и, следовательно, спровоцировать распродажу как более рискованных финансовых активов, например акций (бегство в безопасность), так и более рискованных цифровых инструментов, например традиционных криптовалют (бегство в криптобезопасность).

Несмотря на сложные связи между акциями, казначейскими обязательствами, стейблкоинами и криптовалютами, как показывают наши результаты моделирования, влияние стейблкоинов в механизмах перелива между традиционными и цифровыми финансовыми рынками имеется, можно говорить о предсказательной силе и асимметричности воздействия.

Данные для исследования.

Выборка наших данных охватывает период с 05 января 2018 г. по 10 ноября 2022 г. и включает акции - SPX500 и CCMP (Nasdaq), казначейские облигации США - ITTROV (полная доходность) и USGGR5YR (глобальная общая ставка на 5 лет), криптовалюты - BGCI (Bloomberg Galaxy Crypto Index) и BTC (Bitcoin). Ежедневные изменения капитализации стейблкоинов аппроксимируются недавно введенным индексом ABMG, включающим восемь основных монет: Tether (USDT), TetherETH (USDT_ETH), TetherTRON (USDT_TRX), BinanceUSD (BUSD), Dai (DAI), Gemini Dollar (GUSD), Paxos Standard (PAX) и USD coin (USDC). Индекс ABMG определялся их доступностью за указанный период. Все остальные данные, за исключением данных о стейблкоинах, получены из Coinmetrics платформы Bloomberg.

Описательная статистика выборки приведена в табл. 8.23 (графики временных рядов можно увидеть в приложении 4, рис. 1).

Доходность активов в среднем положительна для всех переменных, кроме BGCI. При этом все ряды имеют толстые хвосты и ненормально распределены, но стационарны. Авторы обнаружили (i) отрицательные корреляции между ITRROV и всеми остальными активами (что свидетельствует о явлении "бегства в безопасность"), (ii) отрицательную

корреляцию между VGCI и ABMG (что свидетельствует о явлении "бегства в криптобезопасность") и (iii) положительные корреляции между акциями и криптовалютами (что вполне ожидаемо, поскольку оба актива более рискованны, чем стейблкоины и казначейские обязательства США). Это динамика, которую стоит исследовать с помощью непараметрических подходов. Тенденции в рядах доходности указывают на наличие кластеров волатильности.

Методология.

Причинность в квантильных средних (Causality-in-quantile-means). Шаги, связанные с проведением теста на причинность по квантильному среднему, соответствуют тем, которые описаны в работах Bossman et al. (2023) и Umar et al. (2022).

Таким образом, при зависимой переменной y_t и регрессоре x_t , вектор лагов $\{y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, x_{t-1}, \dots, x_{t-p}\}$, x_t не оказывает предсказывающего влияния на y_t если:

$$\begin{aligned} Q_\theta(y_t | y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, x_{t-1}, \dots, x_{t-p}) \\ = Q_\theta(y_t | y_{t-1}, \dots, y_{t-p}). \end{aligned} \quad (8.19)$$

Однако с вектором лагов $\{y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, x_{t-1}, \dots, x_{t-p}\}$, x_t прогностически влияет на y_t если:

$$\begin{aligned} Q_\theta(y_t | y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, x_{t-1}, \dots, x_{t-p}) \\ \neq Q_\theta(y_t | y_{t-1}, \dots, y_{t-p}). \end{aligned} \quad (8.20)$$

Таким образом, проверяется гипотеза о причинности:

$$H_0: P \left\{ F_{y_t | Z_{t-1}} \{ Q_\theta(Y_{t-1}) | Z_{t-1} \} = \theta \right\} = 1. \quad (8.21)$$

$$H_1: P \left\{ F_{y_t | Z_{t-1}} \{ Q_\theta(Y_{t-1}) | Z_{t-1} \} = \theta \right\} < 1. \quad (8.22)$$

Квантильная регрессия (Quantile-on-quantile regression). В метрике QQR Sim и Zhou (2015) наряду с подходом квантильной регрессии применяются непараметрические оценки. С помощью QQR можно проанализировать, как различные квантили предикторной переменной влияют на различные распределения прогнозируемой переменной. В исследовании авторы используют модель QQR для попарного изучения взаимосвязи между различными квантилями любых стейблкоинов, криптовалют, акций и казначейских обязательств.

Модель QQR имеет вид (8.23):

$$Y_t = \beta^\theta(X_t) + u_t^\theta. \quad (8.23)$$

Выборочные статистики и корреляционная матрица

Панель А: Выборочные статистики для данных									
	SPX500	CCMP	ITRROV	USGGR5YR	BGCI	BTC	ABMG		
Среднее	0.0003	0.0004	0.0000	0.0005	-0.0006	0.0002	0.0040		
Медиана	0.0009	0.0012	0.0000	0.0003	0.0010	0.0004	0.0011		
Максимум	0.0897	0.0893	0.0259	0.4158	0.2119	0.2098	0.1779		
Минимум	-0.1277	-0.1315	-0.0247	-0.5140	-0.3361	-0.2681	-0.1552		
Ст. отклон.	0.0143	0.0166	0.0035	0.0519	0.0546	0.0483	0.0140		
Ассиметрия	-0.9871	-0.7101	-0.0959	-0.5962	-0.6855	-0.4378	2.2193		
Экссес	16.1369	9.8548	10.8541	22.6896	7.2883	7.2904	54.0977		
Харке-Бера	8264.956***	2295.092***	2890.709***	18222.89***	949.265***	897.9972***	123203.2***		
ADF-стат.	-22.6651***	-23.0288***	-26.6171***	-22.9470***	33.8141***	-34.0713***	-10.6654***		
PP-стат.	-40.5729***	-39.2082***	-33.8360***	-38.1272***	33.8149***	-34.1029***	-33.2962***		
Кол-во набл.	1124	1124	1124	1124	1124	1124	1124		
Панель В: Корреляционная матрица.									
	SPX500	CCMP	ITRROV	USGGR5YR	BGCI	BTC	ABMG		
SPX500	1.0000								
CCMP	0.9448***	1.0000							
ITRROV	-0.2449***	-0.1662***	1.0000						
USGGR5YR	0.3665***	0.2539***	-0.7390***	1.0000					
BGCI	0.2862***	0.2978***	-0.0525*	0.0771***	1.0000				
BTC	0.2600***	0.2846***	-0.0378	0.0675**	0.9067***	1.0000			
ABMG	0.0441	0.0502*	-0.0153	0.0242	-0.0004	0.0161	1.0000		

Примечания: В таблице представлены выборочные статистики и парные корреляции между доходностями акций (SPX500 и CCMP), казначейских обязательств (ITRROV и USGGR5YR) и криптовалют (BGCI и BTC), а также изменение капитализации стейблкоинов (индекс ABMG) за период с 05.01.2018 по 10.11.2022. [*], [**] и [***] - уровни статистической значимости на уровне 0,1, 0,05 и 0,01 соответственно.

Здесь в период t , Y_t и X_t являются регрессантом и регрессором; $\beta^\theta(\bullet)$ является QQR-оценкой между наблюдаемыми значениями Y_t и X_t ; θ является θ ым квантилем условного распределения регрессанта, и u_t^θ является квантильным остатком, который имеет ожидаемый нулевой условный θ ый квантиль.

Результаты исследования.

Анализ причинно-следственной связи по квантильным средним включает все условные квантили доходности активов. На рисунках А2-А7 (здесь и далее см. приложение 4) представлены графики t-статистики, полученные в результате анализа причинно-следственных связей, показывающие предсказательную силу каждого регрессора для соответствующего регрессанта. Горизонтальные сплошные линии показывают критическое значение 1,96 (95%) при нулевой гипотезе: изменения в регрессоре не вызваны изменениями в регрессоре (согласно тесту причинности по Грейнджеру). Числовые значения, сопровождающие результаты, представлены в таблицах 1-6 (см. приложение 4) для различных взаимосвязей между (i) криптовалютами и стейблкоинами, (ii) казначейскими обязательствами и стейблкоинами, (iii) акциями и стейблкоинами, (iv) казначейскими обязательствами и акциями, (v) казначейскими обязательствами и криптовалютами и (vi) криптовалютами и акциями, соответственно.

На рис. 2 (см. приложение 4) можно видеть однонаправленное прогностическое влияние криптовалют (BGCI и BTC) на стейблкоины (ABMG) в нижних квантилях, что отражает стресс на рынке. Однако причинно-следственного влияния стабильных монет на криптовалюты не наблюдается. Этот вывод согласуется с выводом Kristoufek (2021), что изменения в ценах- криптовалют приводят к изменениям в стейблкоинах.

Что касается казначейских облигаций США, то на рис. 3 (см. приложение 4) показана двунаправленная прогностическая связь между стейблкоинами (стабильными монетами) и доходностью облигаций США на 5-летнем отрезке (USGGR5YR) и однонаправленное причинно-следственное влияние индекса общей доходности казначейских облигаций США (ITTROV) на стабильные монеты для нижнего и медианного квантилей. Подразумевается, что стабильные монеты могут обладать информационной ценностью, способной оказывать существенное влияние на краткосрочные US Treasuries по отношению к совокупному индексу Treasuries.

Аналогично парам криптовалюта-стейблкоины, на рис. 4 (см. приложение 4) показано, что в парах акции-стейблкоины изменения на фондовых рынках предиктивно влияют на эмиссию стабильных монет, в то время как обратная зависимость отсутствует. Прогностическое влияние

акций на эмиссию стабильных монет проявляется в квантильном диапазоне от 0,05 до 0,55, что характерно для нормальных и стрессовых условий. Авторы полагают, что здесь действует следующий механизм.

Спады в традиционных рискованных активах, таких как акции, т.е. "бегство к безопасности", могут играть роль предупреждения для цифровых рынков о том, что инвесторы, пессимистично оценивая будущее, ищут более безопасные места. В свою очередь, криптоинвесторы под влиянием установок традиционных инвесторов на неприятие риска переводят свои средства из криптовалют в стейблкоины (flight-to-safety), что приводит к снижению цен на первые и росту эмиссии вторых.

Результаты, представленные на рис. 5 (см. приложение 4), в основном свидетельствуют о двунаправленном причинно-следственном влиянии между казначейскими облигациями США и акциями. Исключение составляют пары SPX500-ITRROV и USGGR5YR-CCMP, которые не имеют значимости на 95%-ном доверительном интервале. Причинно-следственные связи вполне объяснимы, так как во время ценовых спадов на фондовых рынках инвесторы, как это объясняется в литературе (Gubareva et al., 2022), будут совершать "бегство в безопасность", продавая акции, чтобы вложить деньги в казначейские облигации США в расчете на безрисковый доход.

Модельные оценки фиксируют также двунаправленные причинно-следственные связи между (i) казначейскими облигациями и криптовалютами (рис. 6, приложение 4), и (ii) между криптовалютами и акциями (рис. 7, приложение 4). Эти результаты подтверждают первоначальную гипотезу, что во время падения цен на обычных финансовых рынках инвесторы будут переключаться на безопасные активы, такие как казначейские облигации США, в то время как криптоинвесторы переведут капитал в стейблкоины (Wei, 2018). Криптоинвесторы будут неохотно переходить от цифровых инструментов к обычным безопасным активам, что может быть связано с транзакционными издержками между криптовалютным и обычным финансовыми рынками. Однако они попытаются уйти из высоковолатильных криптовалют (Grobys et al., 2021) в относительно более безопасные, обеспеченные фиатными валютами, стейблкоины. Двунаправленное влияние между переменными, как было обнаружено ранее, способствует такой передаче побочных эффектов.

Анализ QQR. Результаты QQR анализа представлены на трехмерных графиках (рис. 2–7, приложение 5). Ранее продемонстрированный подход квантильной регрессии (QR) оценивает только влияние независимой переменной на различные квантили зависимой переменной. Напротив, в QQR выясняется, как различные распределения зависимой переменной

предсказываются различными квантилями независимой переменной. Таким образом, по сравнению с QR-методом, QQR-метод обеспечивает комплексное понимание изучаемого явления (Agyei, 2022). Поэтому в эмпирическом анализе для всестороннего понимания исследуемых взаимосвязей между цифровыми и традиционными финансовыми рынками используется именно QQR-подход.

Чтобы показать значимость оцененных наклонов, представленных в виде трехмерных графиков, оценки QQR условно сравниваются с их QR-аналогами с помощью линейных графиков (см., например, как это сделано в Asafo-Adjei et al., 2022; Bossman et al., 2023a, 2023b; Bossman, Gherghina, et al., 2022; Bossman, Umar, et al., 2022; Pang et al., 2022; Umar et al., 2022, 2023). В соответствии с расчетами авторов линейные графики наклонов QR по отношению к QQR представлены на рисунках 8-13 в Приложении 4. Незначительные различия в некоторых оценках объясняются возможным шумовым эффектом, что возможно, как подчеркивают Pang et al. (2022) и Umar et al. (2023).

Напомним, что целью анализа является рассмотрение стейблкоинов как "тихой гавани", позволяющей обеспечить для инвесторов решение задач диверсификации и хеджирования. Согласно классификации Baug and Lucey (2010), авторы считают актив "тихой гаванью", когда связь между двумя активами отрицательна в нижних квантилях (т. е. при рыночном стрессе). Если это происходит во всех квантилях, то можно говорить о строгом выполнении условия "тихой гавани". Если в медианных квантилях (нормальные периоды рынка) взаимосвязь отсутствует или отрицательна, актив определяется как хеджирующий. В случае положительной, но статистически слабо проявляемой взаимосвязи в нормальных рыночных условиях актив считается диверсификатором.

Для подтверждения различных вариантов «бегства инвесторов» (flight-to-safety – бегство в безопасность и flight-to-cryptosafety – бегство в криптобезопасность) имеет смысл ориентироваться на крайние квантили.

Для пар криптовалют и стабильных монет, представленных на рис. 1 (см. приложение 5), крайние нижние квантили показывают, что возможно классифицировать стабильные монеты только как слабые "тихие гавани", поскольку отрицательные связи обнаруживаются только в нижних крайних квантилях ABMG (BGCI и BTC) и для различных отношений. Полученные результаты согласуются с выводами Wang et al. (2020) и Baug and Hoang (2021), которые показывают, что свойство "тихой гавани" у стейблкоинов зависит от состояния рынка.

Рисунок 2 (см. приложение 5), показывает, что ITRROV и стабильные монеты в основном являются диверсификаторами, поскольку в различных парах не наблюдается устойчивой отрицательной связи между нижними квантилями обоих активов. Однако при наличии устойчивых слабых

взаимосвязей между нижними квантилями в парах, между USGGR5YR и стейблкоинами существует слабый потенциал "тихой гавани" и хеджирования. Результаты, полученные на рис. 3 (см. приложение 5), также показывают, что акции и стабильные монеты могут наилучшим образом служить диверсификаторами и хеджерами друг для друга.

Из рис. 4 (см. приложение 5) видно, что акции служат диверсификаторами для казначейских облигаций, а казначейские облигации являются тихой гаванью для акций — это наблюдение подтверждает принцип "бегства в безопасность" и согласуется с парами казначейские облигации - криптовалюты на рисунке 5 (см. приложение 5), где показано, что казначейские облигации являются тихой гаванью для криптовалют.

Наконец, вполне объяснимо появление сильных положительных связей между акциями и криптовалютами, см. рис. 6 (приложение 5), поскольку именно это условие соответствует одновременному явлению "бегства в безопасность" (традиционный финансовый рынок) и "бегства в криптобезопасность" (цифровой рынок). Криптовалюты не являются инструментами хеджирования, а лишь диверсификаторами для акций.

Тестирование результатов на робастность.

Следующий шаг любого исследования – проверка на робастность результатов, полученных с помощью квантильных подходов. Боссманом, Губаревой и Тепловой применена модель взаимосвязанности, изменяющаяся во времени. Межрыночная связанность систем, включающих цифровые активы, имеет важное значение для выявления интересной и сложной динамики между рынками (Giudici & Pagnottoni, 2020). Применяемая в данном исследовании метрика связности позволяет проследить динамику связей между переменными системы и определить передатчиков и получателей системных шоков.

Потребовалось ввести дополнительные прокси для криптовалют, стейблкоинов, казначейских обязательств и акций. Цель — подтвердить, что результаты, полученные на основе моделей с фиксированными параметрами, т. е. модели "причинность в квантильных средних" и QQR-подхода, согласуются с результатами, полученными на основе модели с изменяющимися во времени параметрами. Для этого к полной выборке и трем подвыборкам (A, B и C), обусловленным динамикой рынка цифровых активов, применяется метрика связности векторной авторегрессии с изменяющимся параметром (TVP-VAR), продемонстрированная в работе Antonakakis et al. (2020) и реплицированная Боссманом, Губаревой и Тепловой. Полная выборка охватывает период с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года, подвыборка A строится для периода с 20 февраля 2020 года по 23 марта 2020 года, подвыборка B - для периода с 04 января 2022

года по 14 марта 2022 года, а подвыборка C – для периода с 16 августа 2022 года по 30 сентября 2022 года. Выборка определяется различными заметными восходящими и нисходящими трендами в крипто-активах и динамикой фондового рынка (в основном для индексов S&P500 и Nasdaq по статистике портала Coinmarketcap.com и US-IND News).

Выбор подхода со связностью TVP-VAR опирается на базовую меру связности Diebold and Yilmaz (2012). Уникальность метрики связанности TVP-VAR заключается в том, что в ней используется фильтр Калмана (аналогично Коор & Korobilis; 2014), позволяющий варьировать матрицу дисперсии с коэффициентами забывчивости. Благодаря этой особенности, а также способности выявлять динамику связанности между системой активов или рынков в изменяющихся во времени условиях без потери наблюдений, как в случае других мер связанности, таких как Barunik & Křehlík (2018), TVP-VAR предпочитается и используется в качестве основных моделей оценки или мер робастности в свежих эмпирических исследованиях в области финансов (см., например, Agyei, 2023; Aharon et al., 2022; Akhtaruzzaman et al., 2022; Balcilar et al., 2021; Bossman, Owusu Junior, et al., 2022; Bossman & Gubareva, 2023; Umar et al., 2021). Следуя работам Agyei (2023) и Akhtaruzzaman et al. (2022) мы тестировали модель с длиной лага порядка 1 и горизонтом прогнозирования 10 шагов вперед.

Как правило, результаты по методу связности TVP-VAR представляются как в статичной, так и в меняющейся (динамичной) формах. В табл. 1 на панелях A-D (см. приложение 5) показана статичная матрица связанности между анализируемыми системами для полной выборки и трех подвыборок, соответственно.

Матрица связанности в табл. 1 (см. приложение 5) отражает среднюю степень связанности анализируемых временных рядов, включающих акции (CCMP, INDU, NIKKEI и SPX 500), казначейские облигации США (ITRROV, USGGR2YR, USGGR5YR и USGGR10YR), криптовалюты (BGCI, BTC, ETH, XBTUSD и XLMUSD) и стейблкоины (ABMG, USDT и USD_ETH). Матрица связанности показывает высокую степень зависимости анализируемой системы. Об этом свидетельствует показатель TCI, равный 75,94%. Интересно, что TCI для всех подвыборок выше, чем для полной выборки. Это подтверждает гипотезу о том, что данные подвыборки демонстрируют периоды подъемов и спадов на рынке традиционных активов, что отражается на их перекрестных влияниях.

Получены интересные результаты, касающиеся вклада отдельных финансовых активов в механизм передачи перелива волатильности. Во-первых, три фондовых рынка, а именно SPX500, INDU и CCMP, являются чистыми передатчиками эффекта перелива, тогда как NIKKEI является чистым получателем. Во-вторых, ITRROV являлся чистым получателем переливов для US Treasuries в подвыборке A, в то время как в других

подвыборках (т.е. в подвыборках В и С) он работал как чистый передатчик. В-третьих, криптовалюты, в основном BTC, являются последовательными чистыми передатчиками эффекта перелива. Все криптовалюты были чистыми передатчиками перелива в различных подвыборках, за исключением ETH и XLMUSD, которые были чистыми реципиентами в подвыборке С. Наконец, изменения в эмиссии стейблкоинов являются чистыми реципиентами переливов во всех подвыборках, что соответствует ожиданиям. Это говорит о том, что стейблкоины через эмиссию передают меньше шоков по сравнению с тем, что они испытывают во время различных экстремальных процессах на традиционных криптовалютных рынках.

Мы пришли к выводу, что рынок стейблкоинов соответствует характеристикам развивающегося рынка – уязвимость и хрупкость (Li et al., 2023). Это объясняет, почему акции и криптовалюты, которые являются более рискованными и сравнительно более устойчивыми рынками, чем стабильные монеты, постоянно передают спилловеры.

Для того чтобы выяснить, как изменяется связность системы в различные периоды событий за период выборки, следующий шаг нашего анализа — динамические перетоки (рис. 7 и 8, приложение 5). Результаты динамической общей связанности между анализируемыми системами для полной выборки и трех подвыборок представлены в панелях А–С рис. 8 (см. приложение 5). Высокие показатели связности, показанные матрицами перетоков в табл. 1 (см. приложение 5), подтверждаются и результатами динамической связности на рис. 7 (см. приложение 5).

Более того, поскольку результаты динамической общей связанности демонстрируют высокие показатели связанности во времени, оценка чистых перетоков позволяет определить вклад каждой переменной в снижение риска. Поэтому стоит обобщить результаты, представленные на рис. 8 (см. приложение 5), которые также подтверждают вышеуказанные выводы, сделанные для статичной формы анализа.

Результаты по полной выборке показывают, что фондовый рынок NIKKEI, криптовалюта XLMUSD и почти все эмиссии стейблкоинов являются теми активами из анализируемой выборки, которые обеспечивают преимущества диверсификации и хеджирования. Этот вывод имеет меньше подтверждений для вариации в различных подвыборках. Так, среди анализируемых акций NIKKEI остается единственным нетто-получателем, в то время как SPX500, CCMF и INDU остаются нетто-передатчиками. Эти наблюдения согласуются с криптовалютами, поскольку, за исключением ETH и XLMUSD, все остальные являются чистыми передатчиками шоков.

Таким образом, привлекательность криптовалют в качестве хеджирования в экстремальных состояниях рынка не всегда гарантирована.

Этот вывод согласуется с данными Mitra et al. (2022), где авторы анализируют возможности хеджирования криптовалют в условиях пандемии COVID-19 и обнаруживают рост стоимости хеджирования. Они также обнаружили, что криптовалюты не могут хеджировать обычные активы, такие как акции. Статус нетто-получателя риска для анализируемых эмиссий стейблкоинов свидетельствует о целесообразности их использования «для облегчения бегства» от традиционных рискованных криптовалют к гораздо более "стабильным" цифровым монетам, то есть стейблкоинам.

Результаты и выводы, полученные на основе квантильных моделей с фиксированными параметрами, устойчивы к дополнительным переменным и метрике динамической связанности, основанной на системе TVP-VAR.

Выводы исследования А. Босман, М. Губаревой и Т. Тепловой.

Применяя непараметрический тест причинности для квантильных средних и модели QQR, можно выявить комплексную взаимосвязь между цифровыми (стейблкоины и криптовалюты) и традиционными (акции и казначейские обязательства) финансовыми рынками. На основе анализа причинности по квантильным средним, включающего все условные квантили доходности активов, можно сделать вывод о предсказательной силе каждой переменной-регрессора для соответствующего исследуемого регрессанта. Среди наиболее значимых выводов можно отметить эмпирическое подтверждение того, что неблагоприятные подвижки на фондовом рынке, а также на рынке криптовалют предиктивно приводят к росту эмиссии стейблкоинов. Обратное влияние отсутствует. Таким образом, можно сделать следующий вывод, что во время падения цен на рынках инвесторы, скорее всего, будут переключаться с акций на безопасные активы, такие как US Treasuries (flight-to-safety), а криптоинвесторы будут склонны выходить из криптовалют, переводя свои инвестиции в стейблкоины (flight-to-cryptosafety).

Результаты модели QQR представлены в виде трехмерных графиков. Такое графическое представление позволяет установить связь между полученными результатами и заключительными выводами, которые основаны на анализе частей построенных поверхностей квантиль-на-квантиль для нижних квантилей переменных регрессора и регрессанта и особенно их положения на вертикальной бета-шкале. Фокусировка на крайних квантилях помогает подтвердить феномены "бегства в безопасность" и "бегства в криптобезопасность". Стейблкоины являются слабой "тихой гаванью" для криптовалют и "тихой гаванью" для акций, в то время как US Treasuries является "тихой гаванью" как для акций, так и для криптовалют.

Смещение цифровых инвестиционных предпочтений в сторону стейблкоинов дает рынкам сигнал о всеобщем неприятии риска, что провоцирует распродажу обычных рискованных активов, таких как акции. Результаты данной работы также свидетельствуют о том, что ни криптовалюты, ни стейблкоины не могут выступать в качестве "безопасного убежища" при нисходящем тренде на рынках.

8.7. Прогнозирование цен криптовалют и криптоактивов

Попытка прогнозных построений реализована в работе А.А. Артамошкина «Особенности моделирования криптовалют и криптоактивов», выполненной на ФЭН НИУ ВШЭ под руководством Т.В. Тепловой²¹. Предпринята попытка сопоставить разные методы прогнозирования криптовалют и протестировать стратегии, позволяющие улучшить показатель риск-доходность при торговле криптовалютами.

А.А. Артамошкин отмечает, что при первичном анализе и сопоставлении криптовалют с более устоявшимися традиционными активами появляется понимание, что торговля криптовалютами имеет свои уникальные особенности. Большая волатильность, высокий уровень спекулятивности, доступность торговли всем и каждому в любое время суток, практически отсутствующая регуляторная среда – всё это вносит свои уникальные риски с одной стороны, а также колоссальные инвестиционные возможности, с другой. При попытках прогнозирования цен криптовалют возникает проблема, которой обычно нет при у традиционных финансовых активов – отсутствие общепризнанных фундаментальных финансовых показателей. В таких случаях инвесторы часто опираются на технический анализ, а также на анализ сентимента рынка, новостей и социальных медиа для выявления паттернов и сигналов, которые могут помочь им в принятии решений. В связи с этим новизна данного исследования заключается в том, что оно уделяет особое внимание анализу взаимосвязей между криптовалютами и традиционными активами финансовых рынков на протяжении долгого временного периода, включая данные до и после бума криптовалют. Кроме того, исследование предлагает оценку эффективности различных методов прогнозирования криптовалют, что может способствовать более точным и взвешенным инвестиционным решениям.

Из традиционных криптовалют для анализа были выбраны Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB) и Cardano (ADA). Данные криптовалюты являются фундаментальными игроками в криптовалютной экосистеме. Как прокси на NFT для анализа были выбраны, криптовалюты

²¹ Магистерская программа «Финансовый инжиниринг»/ URL: <https://www.hse.ru/ma/fineng/>

Theta Token (THETA), Tezos (XTZ), Enjin Coin (ENJ) и Decentraland (MANA), которые имеют ориентацию на NFT, представляя новую форму цифровой собственности и контента.

В качестве традиционных активов выбраны такие активы как комплексный индекс товарных рынков от Bloomberg, индекс доллара США, фондовый индекс высокотехнологичных компаний NASDAQ Composite и фондовый индекс широкого рынка США S&P 500, индекс 10-летних казначейских облигаций США Treasury Yield 10 Years.

Данные выгружались с финансового медиаресурса «Yahoo! Finance» посредством использования библиотеки `yfinance` языка программирования Python. С помощью данной библиотеки были выгружены данные по максимальным и минимальным ценам, ценам открытия и закрытия, а также объёмов торгов каждый день с 1 февраля 2018 г. по 31 июля 2023 г. Анализ проводился только с использованием цен закрытия.

При работе одновременно с криптовалютными рынками и с традиционными финансовыми рынками возникает проблема, обусловленная различными режимами торгов данных рынков. Так, торги криптовалютами проводятся безостановочно – в праздники и выходные 24 часа в сутки. В то же время график торговли традиционных инструментов финансовых рынков, таких как акции, облигации, деривативы, зачастую пересекается с производственным календарём юрисдикции организатора торгов, на котором осуществляется торговля финансовым инструментом. Хотя в мире и наблюдается тенденция к увеличению продолжительности торгов, на финансовых рынках все еще существует значительное количество инструментов с торговыми сессиями, продолжительность которых не сильно превышает обычный рабочий день. Поэтому при совместном анализе криптовалютных и традиционных финансовых рынков необходимо выполнять дополнительные преобразования, чтобы привести данные к единому виду. В литературе описаны 3 метода преобразования и нет консенсуса, какой метод считается наиболее адекватным.

Первый метод строится на том, что наблюдения по активам в выходные дни просто отбрасываются, таким образом временные ряды по традиционным активам остаются без изменений, а общий объём анализируемых данных по криптовалютным активам снижается. Второй и третий методы похожи между собой, так как они не уменьшают общее количество наблюдений. Во втором методе к существующим наблюдениям по традиционным активам добавляются (надстраиваются) данные по выходным дням. Причём значения в выходные дни определяются методом интерполяции предыдущего и следующего после выходных наблюдения. Последний из перечисленных метод заключается в заполнении пропущенных данных последними релевантными значениями. Например,

значение цены закрытия индекса S&P500 в субботу и в воскресенье принимаются равным значению цены закрытия в пятницу. Таким образом при переходе от цен закрытия к дневным доходностям доходность индекса в субботу и воскресенье получится равной нулю.

В работе А.А. Артамошкина предварительная обработка данных выполнялась с использованием третьего метода (заполнение пропущенных данных последними релевантными значениями, именно по этому методу показаны результаты ниже). Однако гипотезы тестировались и с использованием остальных двух. Существенного различия в полученных результатах анализа не наблюдалось.

Описательная статистика и визуальный анализ.

Временной таймфрейм с 1 февраля 2018 г. по 31 июля 2023 г. покрывает наиболее важные события для криптовалютного рынка последних пяти лет, а именно:

- период серии повышения ставок Федеральной Резервной Системой США одновременно с падением индексов американских акций в 2018 г.;
- плавное восстановление интереса к криптовалютной индустрии в начале 2019 г. после бума и последующего спада в 2017 г.,
- начало эпидемии COVID-19 в 2020 г., которое принесло значительную волатильность на финансовые и криптовалютные рынки;
- постковидное восстановление в 2021 г., конец периода низких процентных ставок в большинстве экономик развитых стран, появление пузыря на криптовалютном рынке и сдутие этого пузыря в 2022 г.

Данные по динамике цен анализируемых криптовалют для экономии места отображены на рис. 1 (см. приложение 6). Графики дневных доходностей криптовалют приведены на рис. 8.41.

На графиках видно явное повышение волатильности доходностей с начала 2020 г. до конца 2021 г. Для получения дневных доходностей активов в данной работе использована формула (24):

$$r_t = \frac{P_t}{P_{t-1}}, \quad (8.24)$$

где P_t – цена актива в текущем периоде;

P_{t-1} – цена актива в прошлом периоде.

Описательная статистика для доходностей криптовалют за исследуемый интервал приведена в табл. 8.24. Данная таблица включает в себя такие параметры как: среднее, минимальное, максимальное и медианное значения доходностей, их стандартное отклонение, коэффициенты эксцесса и асимметрии. Также для анализируемых данных проведены тест Харке-Бера и ADF-тест (Augmented Dickey-Fuller test).

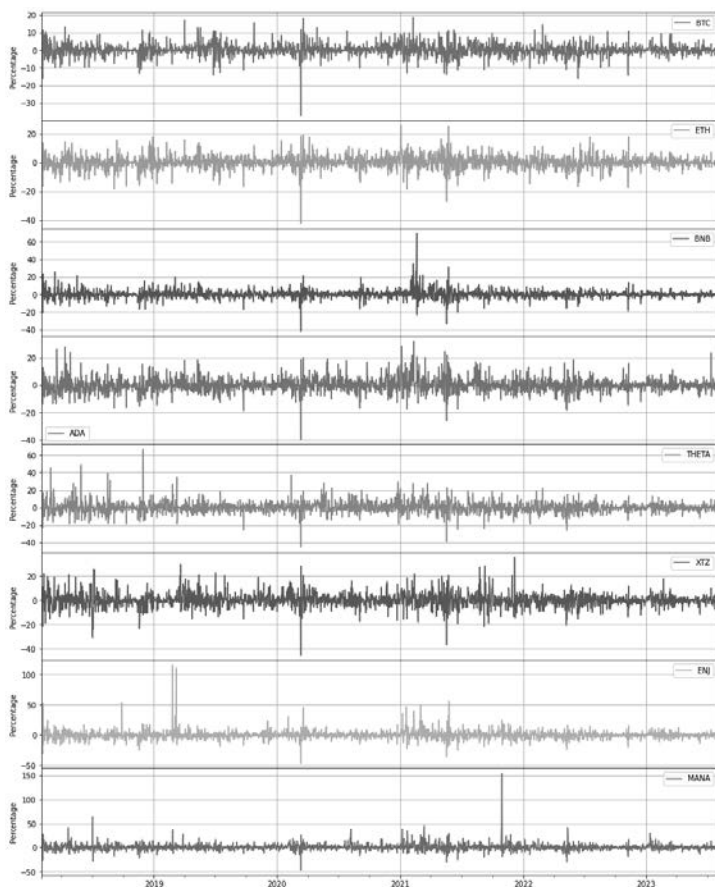


Рис. 8.41. Дневные доходности исследуемых криптовалют.
Расчеты магистра А.А. Артамошкина

Проверка статистическим тестом Харке-Бера (Jarque-Bera test) позволяет оценить, насколько данные в выборке соответствуют нормальному распределению²². ADF-тест используется для проверки, является ли временной ряд стационарным.

Из таблицы 8.25 следует, что практически все криптовалюты выборки имеют положительное среднее значение доходности, а негативное медианное значение имеют только криптовалюты ENJ и ADA. Криптовалюты ENJ и MANA наиболее волатильны из рассматриваемых –

²² Если данные соответствуют нормальному распределению, то тест Харке-Бера покажет значение близкое к нулю.

это видно по наибольшему значению среднего квадратичного отклонения, а также по наибольшей разнице между максимальным и минимальным значениями. Распределение доходностей всех анализируемых криптовалют отличается от нормального – коэффициент эксцесса выше нуля для всех криптовалют, BTC и ETH имеют правостороннюю асимметрию, остальные – левостороннюю. Это подтверждается результатами теста Харке-Бера.

Таблица 8.24

Описательная статистика дневных доходностей анализируемых криптовалют

Param.	BTC	ETH	BNB	ADA	THE TA	XTZ	ENJ	MAN A
Mean	0.001 3	0.001 4	0.002 9	0.001 4	0.003 2	0.001 3	0.003	0.0034
Median	0.000 8	0.000 6	0.001	- 0.000 2	0.000 1	0.000 9	- 0.0005	0.0006
Maximum	0.187 5	0.259 5	0.697 6	0.322 4	0.666 2	0.357 8	1.1559	1.5474
Minimum	- 0.371 7	- 0.423 5	- 0.419	- 0.395 7	- 0.453 3	- 0.455 2	- 0.4643	- 0.4673
Std. Dev.	0.036 6	0.047 4	0.052 3	0.055 7	0.070 7	0.062 1	0.0788	0.0784
Skewness	- 0.343 2	- 0.332 3	1.296 3	0.455 1	0.889 8	0.090 6	3.7362	4.7239
Kurtosis	7.998 3	6.010 3	21.87 8	4.244	8.853 4	4.919 9	47.492 9	80.829
J-B	5386. 5	3056. 2	4056 8.7	1574. 7	6816. 2	2025. 9	19319 5.2	55353 8.0
Probability (J-B)	0	0	0	0	0	0	0	0
ADF Statistic	- 30.94 0	- 13.15 2	- 12.06 1	- 21.04 7	- 22.09 0	- 14.37 7	- 11.037	- 22.344
Probability (ADF)	0	0	0	0	0	0	0	0

Источник: ВКР НИУ ВШЭ А.А. Артамошкина.

График значений индексов, которые в данной работе приняты за традиционные активы перенесён на рис. 2 (см. приложение 6).

На рис. 8.42 изображена динамика доходностей рассматриваемых традиционных финансовых активов. На рисунке явно выражен всплеск волатильности в начале 2020 г., а также на всех активах кроме индекса облигаций заметен период повышенной волатильности начиная с 2022 г.

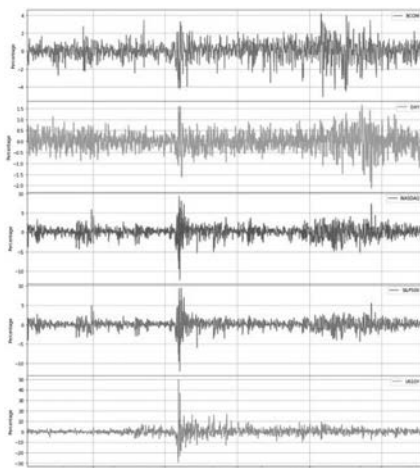


Рис. 8.42. Динамика доходностей традиционных финансовых активов.
Расчеты А.А. Артамошкина

В таблице 8.25 приведена описательная статистика анализируемых традиционных активов. Все активы имеют положительную среднюю доходность. Однако для индекса облигаций это, скорее, негативный показатель, поскольку индекс представляет собой не цены 10-летних облигаций, а их доходности. Доходности всех из рассматриваемых традиционных активов имеют коэффициент эксцесса выше нуля, все кроме индекса облигаций имеют правостороннюю асимметрию. Наиболее схожее с нормальным и визуально, и статистически имеет распределение доходностей индекса доллара США, однако количественная оценка теста Харке-Бера не подтвердила данное предположение.

На рис. 8.43. приведена тепловая карта (визуализированная корреляционная матрица) исследуемых в данном параграфе активов за анализируемый период. На рисунке 8.43 видно, что наиболее выраженной корреляцией (положительной) обладают фондовые индексы США NASDAQ и S&P500, а также пары традиционных криптовалют BTC-ETH и ETH-ADA. При этом рассматриваемые криптовалюты и традиционные активы слабо коррелируют друг с другом.

Таблица 8.25

Описательная статистика доходностей традиционных финансовых активов

Param.	BCOM	DXY	NASDAQ	S&P500	US10Y
Mean	0.0002	0.0001	0.0006	0.0004	0.001
Median	0.0009	0	0.0011	0.0008	0
Maximum	0.0415	0.0165	0.0935	0.0938	0.499
Minimum	-0.0512	-0.0212	-0.1232	-0.1198	-0.2932
Std. Dev.	0.01	0.0042	0.0159	0.0134	0.0383
Skewness	-0.5153	-0.0736	-0.4114	-0.4988	1.8511
Kurtosis	2.8102	1.647	6.1142	12.1463	34.114
J-B	515.5	157.3	2190.1	8546.5	67753.7
Probability (J-B)	0	0	0	0	0
ADF Statistic	-35.766	-16.787	-11.807	-11.384	-7.345
Probability (ADF)	0	0	0	0	0

Источник: расчеты А.А. Артамошкина.

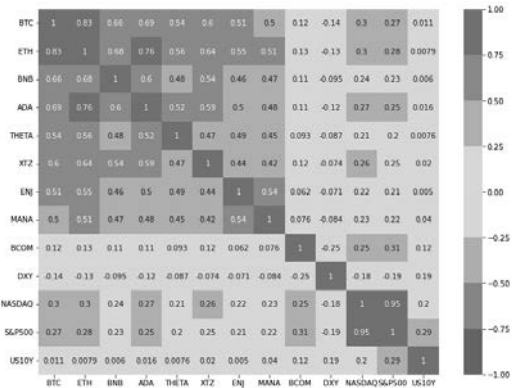


Рис. 8.43. Тепловая карта исследуемых крипто- и традиционных активов, 01.02.2018-31.07.2023. Расчеты А.А. Артамошкина

На рис. 8.44. изображена тепловая карта за более короткий промежуток времени – последние 200 торговых сессий рассматриваемого промежутка времени.

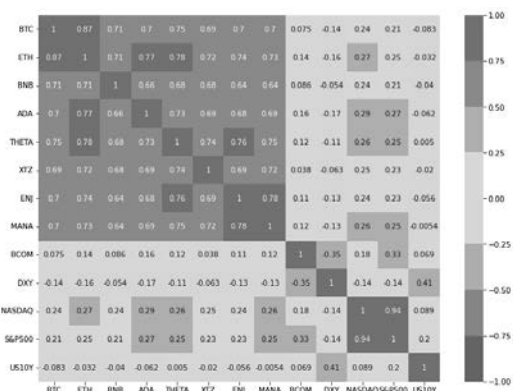


Рис. 8.44. Тепловая карта исследуемых крипто- и традиционных активов, 13.01.2023-31.07.2023. Расчеты А.А. Артамошкина

Изменения в корреляции активов между собой произошли, но нельзя сказать, что ситуация кардинально изменилась. Усилилась корреляция криптовалют – зависимость между NFT-ориентированными криптовалютами с традиционными возросла. В целом, можно отметить, что криптовалютная индустрия тесно связана между собой: коэффициент корреляции между рассматриваемыми криптоактивами находится в диапазоне от 0,64 до 0,87. Что касается традиционных активов, в последней выборке стало более выраженным влияние курса доллара на остальные традиционные активы: индексы американских акций, индекс 10-летних облигация и товарный индекс.

Количественная оценка взаимосвязи доходностей.

Важно понимать, что корреляция не всегда указывает на причинно-следственные связи между активами. Две переменные могут иметь высокую корреляцию, но это может быть результатом общего воздействия третьего фактора, который влияет на оба актива.

Методология Diebold и Yilmaz (2014) предлагает более глубокий анализ, позволяя учитывать скрытые факторы, изменчивость взаимосвязей со временем и множественные взаимосвязи между несколькими активами. Важен также учет внешних событий, таких как экономические потрясения, политические события. Этот глубокий анализ полезен для управления рисками и разработки стратегий управления портфелем, так как позволяет более точно оценить, какие факторы влияют на доходность активов и какие могут оказаться критическими для инвестиционных решений.

А.А. Артамошкиным использована методология, разработанная Diebold и Yilmaz (2014). В основе этого подхода лежат обобщенные

векторные авторегрессионные (VAR) модели порядка p . Этот метод обладает преимуществом в создании обобщенных декомпозиций дисперсии, не зависящих от порядка. Это позволяет учитывать коррелированные шоки, но адекватно компенсирует корреляцию, не ортогонализирует шоки.

Модель VAR порядка p представляет собой систему линейных уравнений, количество которых соответствует количеству анализируемых переменных. Каждое уравнение является функцией значений переменной

$$X_t = C + \sum_{k=1}^p A_k X_{t-k} + \varepsilon_t = C + A_1 X_{t-1} + A_2 X_{t-2} + \dots + A_p X_{t-p} + \varepsilon_t \quad (8.25)$$

прошлых периодов, значений остальных переменных прошлых периодов, а также ошибки прогнозирования. В общем виде данную модель может быть представлена в виде формулы (25) (Beraich et al., 2022):

где N – количество исследуемых переменных;

C — вектор ($N \times 1$) из N констант c_i , входящих в уравнения модели $VAR(p)$;

X_t — вектор ($N \times 1$) из N переменных $X_{i,t}$ модели $VAR(p)$;

ε_t — вектор ($N \times 1$) из N ошибок модели $VAR(p)$;

A_k — матрица ($N \times N$) коэффициентов модели $VAR(p)$;

X_{t-k} — вектор ($N \times 1$) из N переменных $X_{i,t}$ с лагом порядка k .

В данной работе лаг (порядок) модели VAR определялся на основании информационного критерия Акаике (AIC) и Байесовского информационного критерия (BIC).

Для того чтобы понять, какой вклад в ошибку прогноза переменной вносит воздействие на неё других переменных, Diebold и Yilmaz (2014) предложили произвести декомпозицию ошибки прогноза переменной. Дисперсия ошибки прогноза переменной представляет собой 100%, и для каждой из остальных исследуемых переменных рассчитывается собственный вклад в объяснение этой дисперсии. Данная величина представляет собой попарный индекс связанности и рассчитывается по формуле (8.26):

$$d_{ij}^{GH} = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e'_i \Theta_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e'_i \Theta_h \Sigma \Theta'_h e_i)}, \quad (8.26)$$

где e_j – вектор выбора с элементом j , равным единице, и нулями в остальных местах;

Θ_h – матрица коэффициентов, умножающая вектор h -лаговых шоков в бесконечном представлении скользящего среднего для неортогонализированной VAR;

Σ – матрица ковариации вектора воздействия в неортогонализированной VAR;

σ_{jj} – j -й диагональный элемент матрицы Σ ;

H – горизонт прогнозирования.

Значение H выбирается в зависимости от того, сколько прошлых шоков (воздействий) одного актива на другой необходимо учитывать при расчёте взаимосвязей. По мере увеличения длины H , будет получена соответствующая последовательность разложений условной дисперсии ошибки прогнозирования, для которой информация об условиях становится все менее ценной. В пределе, при H стремящемся к бесконечности, будет получено безусловное разложение дисперсии.

Традиционно в исследованиях принимают $H = 10$ (Beraich et al., 2022). В данной работе также количество шагов декомпозиции взято равным 10. Для нормализации отдельного компонента матрицы его значение делится на сумму по строке матрицы (8.27):

$$\tilde{d}_{ij}^g = \frac{d_{ij}^g}{\sum_{j=1}^N d_{ij}^g}. \quad (8.27)$$

Для того, чтобы получить общий индекс взаимосвязи всех анализируемых переменных в системе, далее TCI (Total Connectedness Index), используется формула (8.28):

$$c^H = \frac{1}{N} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^N d_{ij}^H. \quad (8.28)$$

Совокупный индекс влияния других переменных в системе на i -переменную можно найти по формуле (8.29):

$$c_{i \leftarrow \bullet}^H = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N d_{ij}^H. \quad (8.29)$$

Наоборот, если нужно найти индекс влияния j -переменной на остальные переменные, можно воспользоваться формулой (8.30):

$$c_{\bullet \rightarrow j}^H = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^N d_{ij}^H. \quad (8.30)$$

Результаты расчёта общего индекса взаимосвязи, а также попарных индексов связности приведены в 8.27.

Оптимальный лаг модели VAR оказался $p = 1$. Результаты таблицы 8.27 указывают на сильную взаимосвязь и взаимную интеграцию исследуемых активов. Индекс общей взаимосвязи (TCI) находится на высоком уровне - 57,59%. Однако дисперсия ошибки прогнозирования некоторых из активов практически не объясняется динамикой других анализируемых активов. Традиционные активы BCOM, DXY, US10Y больше подвержены влиянию собственных шоков (скорее шоков других активов, не включенных в исследование) – об этом говорят высокие значения собственного индекса связности: 72,8; 73,8 и 83,9 соответственно.

При данной комбинации активов BTC, ETH, ADA, BNB, NASDAQ, S&P500 являются чистыми передатчиками шоков доходностей остальным активам. Наибольшее влияние имеют криптовалюты BTC, ETH, и по большей части это влияние направлено на другие криптоактивы. Результаты, когда наибольшее влияние на другие криптовалюты оказывает не Bitcoin, а Ethereum также были получены в работе (Kumar et al.,2022). Наибольшее значение парного индекса связности имеют индексы американских фондовых рынков NASDAQ и S&P500. Динамика доходностей данных индексов оказывает влияние скорее на другие традиционные активы, чем на криптоактивы. Интересно, что индекс доллара является чистым приёмником шоков доходностей от других активов, причём чистый индекс взаимосвязи данного актива наименьший (наиболее отрицательный). Наиболее выраженное влияние на DXY оказывают S&P500, NASDAQ и BCOM.

Результаты таблицы 8.26 говорят о том, что влияние на доходность каждой из анализируемых криптовалют оказывают, скорее, другие криптовалюты, нежели какой-либо из тестируемых традиционных финансовых активов. Для перепроверки данного утверждения произведён расчёт общего индекса взаимосвязи только для исследуемых криптовалют (Таблица 1, Приложение 6). Результаты расчёта показывают, что несмотря на снижение количества активов, общий индекс взаимосвязи (TCI) вырос до 65.1%.

Таблица 8.26

**Оценка статической взаимосвязи доходностей крипто-
и традиционных активов**

	BTC	ETH	BNB	ADA	THETA	XTZ	ENJ	MANA	BCOM	DXY	NASDAQ	S&P500	US10Y	Cont.from Others
BTC	25.1	17.2	11	12.1	7.4	9.1	6.5	6.2	0.4	0.6	2.3	1.9	0	74.7
ETH	16.2	23.6	11.2	13.7	7.3	9.9	7	6.3	0.4	0.5	2.1	1.9	0	76.5
BNB	13	13.9	29.6	10.8	6.8	8.9	6.2	6.5	0.4	0.4	1.8	1.6	0	70.3
ADA	13.1	15.7	9.8	26.9	7.2	9.6	6.6	6.3	0.4	0.5	2.1	1.8	0	73.1
THETA	10.4	10.8	8	9.3	35.1	7.7	8.1	6.9	0.3	0.4	1.5	1.4	0	64.8
XTZ	11.3	13.1	9.4	11.1	6.9	31.5	6.1	5.6	0.5	0.3	2.2	2	0	68.5
ENJ	9.2	10.5	7.3	8.7	8.3	7.1	35.1	10.1	0.2	0.3	1.7	1.5	0	64.9
MANA	9	9.6	7.9	8.5	7.2	6.6	10.5	36.2	0.3	0.5	1.9	1.8	0.1	63.9
BCOM	1.9	1.9	1.2	1.4	0.8	1.3	0.4	0.5	72.8	4.1	5.1	7.2	1.4	27.2
DXY	2.1	1.8	1.3	1.7	0.7	0.7	0.6	0.7	4.4	73.8	4.8	5.1	2.4	26.3
NASDAQ	3.4	3.4	2.3	2.8	1.7	2.6	1.8	2	2.7	1.6	38.7	35	1.8	61.1
S&P500	2.9	2.9	2	2.5	1.5	2.4	1.6	1.9	3.8	1.6	34.6	38.6	3.7	61.4
US10Y	0	0	0	0	0	0	0	0.1	1.5	2.7	4	7.7	83.9	16
Contribution to others	92.5	100.8	71.4	82.6	55.8	65.9	55.4	53.1	15.3	13.5	64.1	68.9	9.4	748.7
Contribution including own	117.6	124.4	101	109.5	90.9	97.4	90.5	89.3	88.1	87.3	102.8	107.5	93.3	TCI
NET	17.8	24.3	1.1	9.5	-9	-2.6	-9.5	-10.8	-11.9	-12.8	3	7.5	-6.6	57.59

Источник: расчеты А.А. Артамошкина.

Динамический анализ взаимосвязей криптовалют.

Получение графика изменения индекса общей взаимосвязи во времени может быть полезным для дальнейшего анализа. Поскольку прошлый анализ показал, что главными передатчиками импульсов доходностей являются сами криптовалюты, а не традиционные финансовые активы, в данном пункте был проведён динамический анализ взаимосвязей, только исследуемых ранее криптовалют. При расчётах, как и во многих исследовательских работах, количество периодов скользящего окна принято в 200 дней (Beraich et al., 2022; Mensi et al., 2023).

Рис. 8.45 (Расчеты А.А. Артамошкина) фиксирует результат расчёта динамического индекса взаимосвязей доходностей анализируемых криптовалют и традиционных активов. График показывает, что общий индекс взаимосвязей находился в диапазоне от 51 до 82%.

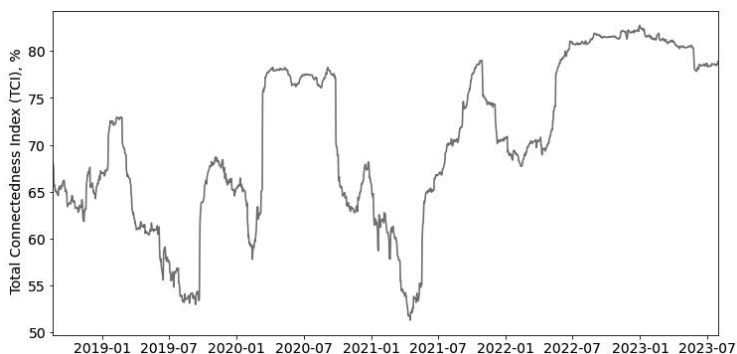


Рис. 8.45. Динамический индекс взаимосвязей доходностей анализируемых криптовалют (скользящее окно = 200 дней).

Интересно, что с начала по конец сентября 2020 г. индекс взаимосвязей находился на стабильном уровне – 75–80%. Затем начиная с октября индекс начал резкое снижение, показав свои минимальные отметки на уровне 51%. Период высокой связности активов системы можно объяснить весьма схожим поведением цен анализируемых активов: сообщения о первом локдауне в Европе вызвали в марте 2020 г. существенную волну распродаж рискованных активов – акций (причём не только американских), криптовалют, а также сырьевых товаров. Затем данные активы показывали схожую динамику, синхронно, хоть и с разной степенью воспринимали новости и события, происходящие по всему миру. После пика падений середины марта широкий спектр финансовых активов включая криптовалюты демонстрировал плавное восстановление, сопровождавшееся небывалым оптимизмом инвесторов, и которое закончилось только ближе к осени 2021 г. Стоит отметить, что довольно схожее наблюдение стабильно высокого индекса взаимосвязей было отмечено между криптовалютами и драгоценными и промышленными металлами в работе (Yousaf, Gubareva, & Teplova, 2023). Динамика чистых взаимосвязей доходностей криптовалют приведена на рис. 3 (см. приложение 6, Расчеты А.А. Артамошкина).

Факторы, влияющие на силу взаимосвязей криптовалют.

Сила взаимосвязи между доходностями различных криптовалютных активов зависит от множества факторов, которые формируют сложную и динамичную картину в мире финансовых рынков. Одним из ключевых влияющих факторов являются макроэкономические, такие как инфляция, безработица и ключевые ставки в различных странах. Экономические факторы могут оказывать как прямое, так и косвенное воздействие на криптовалютные активы. Ко второй группе факторов относят

волатильность и неопределенность. Глобальные события, такие как изменения в регулировании, геополитические кризисы и финансовые кризисы, способны изменять корреляцию между активами. Рост нестабильности может увеличивать корреляцию.

На уровень связи между различными криптовалютами могут оказывать и психологические факторы: оптимистичные или пессимистичные настроения инвесторов. В ряде случаев у инвесторов иррационально просыпается «аппетит к риску», что в свою очередь может увеличивать корреляцию между рисковыми активами, какими и являются криптовалюты. Понятное и прозрачное регулирование, близкое к регулированию рынка ценных бумаг, может привлечь институциональных инвесторов и увеличить корреляцию между криптовалютами. Хотя в данном примере может появиться разнонаправленная динамика: самые стабильные, хорошо зарекомендовавшие себя криптовалютные активы станут более скоррелированными, в то время как оставшиеся криптовалюты будут менее зависимы от динамики первых.

Рост волатильности на финансовых рынках, например, вследствие шоков, внешних и внутренних, часто сопровождается ростом объёмов торгов, хоть и зависимость нелинейная Koubaa and Slim, (2019). Так как волатильность тесно связана и объёмами торгов, то, в свою очередь, и она может оказывать влияние на уровень взаимодействия между различными криптовалютами.

Авторское моделирование строится на двух группах. Первая группа – макроэкономические факторы, которые учитываются при принятии решений Федеральной резервной системой США о дальнейшей монетарной политике и управлении экономикой. Сюда входят такие показатели, как уровень денежной массы M2 США (M2), индекс потребительских цен в США (CPI), расходы на личное потребление в США (PCE) и уровень безработицы в США (URATE). Стоит отметить, что PCE является более предпочтительным индикатором для ФРС при оценке инфляции и принятии решений о монетарной политике, чем CPI.

Вторая группа – показатели неопределенности и волатильности: индекс геополитических рисков (Geopolitical Risk Index, GPR); индексы экономической неопределенности в США и в мире в целом (US EPU и GLOB EPU соответственно); спред между доходностью 10-летних и 2-летних государственных облигаций США (T10Y2Y); индекс страха и жадности для криптовалют (F&G); индекс волатильности рынка США (VIX); индекс волатильности криптовалют (CVI). Учитывались суммарные объёмы торгов всех акций, входящих в индекс S&P500 на момент исследования и суммарные объёмы торгов по криптовалютному рынку. Для того, чтобы фактор объёма торгов криптовалютного рынка был наиболее репрезентативным, значения объёмов торгов суммировались только по исследуемым криптовалютам.

Данные по экономическим индикаторам обновляются с периодичностью в месяц, тогда как рыночные показатели выбраны с таймфреймом в один день. Решением данной проблемы выбран метод интерполяции – пробелы в дневных наблюдениях заполняются интерполированными значениями месячных наблюдений. Исторический ряд по индексу волатильности криптовалют начинается с 1 апреля 2019 г., поэтому диапазон анализируемых данных по выборке выбран начиная с этой даты. Стоит отметить, что большинство выбранных показателей имеют тесную взаимосвязь между собой – это найдёт отражение в высоких значениях корреляций. Данный факт учитывался при анализе – при построении модели были отобраны только те факторы, которые оказывают наибольшее влияние, но одновременно не коррелируя между собой.

Некоторые из исследуемых временных рядов имеют тренд, поэтому проведены преобразования для приведения рядов к стационарному виду. Месячные данные по абсолютным показателям M2, PCE, а также по индексу CPI преобразовывались методом интерполяции в дневные значения, а затем в дневные доходности. Дневные данные по суммарным объемам торгов акций S&P500 и анализируемых криптовалют преобразовывались в доходности. Временной ряд T10Y2Y, который изначально измерялся в процентах (разницах доходностей облигаций) преобразован в ряд с абсолютным изменением этих доходностей. Данные по ставке безработицы (UNRATE), которые изначально выражены в процентных пунктах, преобразованы в разности. Месячные данные по индексам GPR, US_EPU, GLOB_EPU интерполированы в дневные и взяты как процентное изменение. Значения индексов VIX, CVI, F&G не подвергались преобразованиям.

Таблица 8.27

Описательная статистика временных рядов предполагаемых факторов, которые влияют на ТС1

Param.	TC I**	M2 *	CP I*	PC E*	URA TE**	T10Y 2Y**	F&G ***	CVI ***	VIX ***	GP R*	US EPU *	GLOB EPU*	Crypto Vol*	S&P50 0 Vol*
Mean	0.0 10 24	0.0 0.0	0.0 11	0.01 7	0.000	-0.001	45.6	83.0	22.5	0.0 07	0.040	0.014	0.024	0.020
Median	0.0 05	0.0 20	0.0 11	0.01 7	-0.003	0.000	42.0	81.3	21.1	0.0 35	0.024	-0.021	-0.010	-0.005
Maximum	0.5 32	0.2 16	0.0 47	0.44 0	0.471	0.219	95.0	170. 6	82.7	0.5 53	0.969	0.663	3.350	1.764
Minimum	- 0.2 98	0.0 43	0.0 31	- 0.60 6	-0.131	-0.160	5.0	46.5	11.5	- 0.4 02	- 0.404	-0.246	-0.767	-0.597
Std. Dev.	0.0 93	0.0 42	0.0 12	0.09 7	0.055	0.035	22.9	19.6	8.4	0.1 69	0.207	0.139	0.238	0.192
Skewness	1.1 7	2.4 8	0.2 5	- 2.00	5.37	0.13	0.36	0.91	2.43	0.9 8	1.02	1.28	3.43	2.21
Kurtosis	5.9 4	7.8 9	1.7 3	15.4 6	36.09	3.81	-0.90	1.19	10.3 2	1.4 0	2.19	2.48	31.73	12.33
J-B	258 6.0	551 0.2	205 .9	161 79.9	89981 .1	925.7	84.5	300. 5	8258 .7	366 .7	567.1	804.9	66863. 0	10885.1
Probabilit y (J-B)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Param.	TC I**	M2 *	CP I*	PC E*	URA TE**	T10Y 2Y**	F&G ***	CVI ***	VIX ***	GP R*	US EPU *	GLOB EPU*	Crypto Vol*	S&P50 0 Vol*
ADF Statistic	- 4.3 74	- 4.3 03	- 5.2 53	- 7.86 9	- -8.539	- 21.436	- 4.250	- 4.02 4	- 4.14 0	- 5.5 50	- 8.365	- -8.278	- -15.110	- -20.482
Probability (ADF)	0	0	0	0	0	0	0.001	0.00 1	0.00 1	0	0	0	0	0

* временной ряд – дневные процентные изменения

** временной ряд – дневные абсолютные изменения

*** временной ряд – цены закрытия дня

Анализируемый индекс взаимосвязей (Total Connectedness Index, TCI) для снижения шума в данных и для приближения ряда к стационарному был обработан методом экспоненциального сглаживания с периодом 60 дней.

Описательная статистика предварительно обработанных временных рядов приведена в таблице 8.27 (расчеты А.А. Артамошкина). Графики данных исследуемых временных рядов изображены на рис. 4 (см. приложение 6). Результаты Таблицы 8.27 показывают, что распределение данных временных рядов отличается от нормального, все рассматриваемые временные ряды стационарны.

На рис 8.46 изображена корреляционная матрица исследуемых временных рядов. Видно, что многие временные ряды имеют сильную корреляцию между собой. Высоко коррелируют между собой экономические индикаторы состояния экономики США, индексы волатильности криптовалютных и фондовых рынков, а также индексы экономической неопределённости.

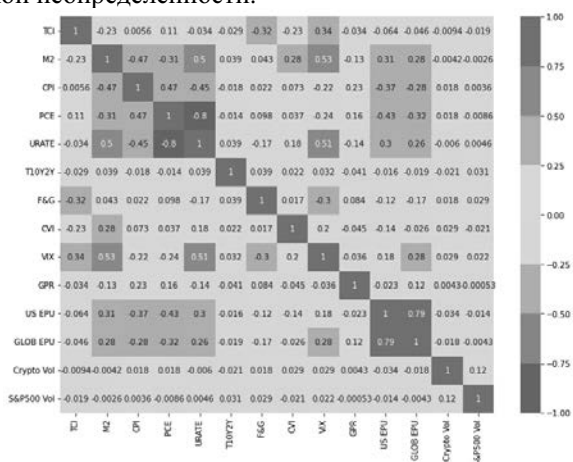


Рис. 8.46. Корреляционная матрица исследуемых временных рядов, 01.04.2019-01.06.2023. Расчеты А.А. Артамошкина

В результате использования метода наименьших квадратов (МНК) была получена регрессия, которая частично объясняет изменение построенного индекса взаимосвязи через динамику процентного изменения расходов на личное потребление в США (PCE), индекс волатильности американских акций (VIX), индекс волатильности криптовалют (CVI) и динамику процентного изменения глобального индекса экономической неопределённости (GLOB EPU). Описательная статистика коэффициентов регрессии приведена в таблице 8.28 (расчеты А.А. Артамошкина):

Таблица 8.28

Описательная статистика коэффициентов полученной регрессии

	coef	std err	t	P > t	[0.025	0.975]
ΔPCE	19.6642	2.319	8.478	0	15.115	24.214
CVI	-0.1566	0.01	-15.273	0	-0.177	-0.136
VIX	0.5258	0.025	20.762	0	0.476	0.575
ΔGLOB EPU	-8.2242	1.522	-5.402	0	-11.21	-5.238
intercept	71.4684	0.932	76.643	0	69.639	73.298

Регрессия в целом, которая построена А.А. Артамошкиным, как и коэффициенты регрессии значимы на уровне значимости 1%. Падение расходов на личное потребление на 1% при прочих равных увеличивает индекс взаимосвязи криптовалют и традиционных активов на 19,66% (сам индекс измеряется в процентах, но анализируемый ряд TCI – дневное изменение, соответственно изменение значения индекса в процентах); увеличение индекса VIX на 1 пункт приведёт к изменению TCI на 0,53%. Снижение индекса волатильности криптовалют CVI на 1 пункт приводит к увеличению TCI на 0,16%, увеличение индекса экономической неопределённости в мире на 1% отражается в снижении TCI на 8,22%.

Регрессия полностью не объясняет динамику регрессанта – скорректированный R^2 составляет 0.274. Это может свидетельствовать, что на зависимую переменную влияют другие факторы, которые не тестировались в работе, либо о том, что между исследуемыми факторами и зависимой переменной зависимость не линейная, либо зависимость проявляется с неким лагом. Устойчивость полученных результатов проверялась методом симуляции. Существующий период наблюдения разбивался на выборки с окном минимум 60 наблюдений (максимальное окно не ограничивалось). Симуляция проводилась 10000 раз. По итогам симуляции среднее значение скорректированного R^2 выросло до 0.37, что подчёркивает значимость найденных ранее факторов.

I. Прогнозирование рынка криптовалют с помощью индексов волатильности

Исследование А.А. Артамошкина, представленное в данном параграфе, фокусируется на определении прогнозной силы различных индексов волатильности при построении прогноза на криптовалютных рынках. Несмотря на то, что существует ряд исследований, посвященных взаимосвязям между криптовалютами и традиционными активами, исследований, доказывающих связь между запросами в поисковых системах с ценами на криптовалюты (Chuffart, 2022), не так много. Предсказательная способность индекса Fear & Greed (F&G) на криптовалютных рынках остается слабоисследованной.

Ниже мы демонстрируем исследование с тестированием индекса F&G, измеряющего эмоциональное состояние и настроения участников рынка, относительно прогнозирования динамики криптовалютных рынков. Как контрольные переменные рассматриваются также индекс волатильности CBOE (VIX) как индикатор ожидаемой волатильности на традиционных фондовых рынках и индекс волатильности CVI (Crypto Volatility Index) для оценки волатильности криптовалютных рынков.

В качестве исследуемых криптовалют: Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), и Cardano (ADA), и NFT-ориентированные криптовалюты – Theta Token (THETA), Tezos (XTZ), Enjin Coin (ENJ) и Decentraland (MANA). Попытка предсказать или объяснить поведение данных криптовалют будет выполнена с помощью временных рядов индексов Fear & Greed, VIX и CVI.

Первое наблюдение анализируемого датасета приходится на 1 марта 2019 г., поскольку самый короткий из анализируемых рядов, индекс волатильности криптовалют, берёт своё начало именно с этой даты. Конец выборки – 31 августа 2023 г. Поскольку индекс волатильности американских акций, в отличие от остальных активов выборки, торгуется только в рабочие дни, пропущенные данные были восстановлены методом интерполяции. Исходные цены на криптовалюты были преобразованы в дневные доходности (по ценам закрытия), чтобы анализируемые ряды были стационарны. Преобразования с индексами F&G, VIX, CVI не проводились. Описательная статистика исследуемой выборки приведена в таблице 8.30.

В среднем за период выборки, который включает в себя «бум» криптовалют 2020–2021 гг., индекс страха и жадности всё же находился ниже равновесного уровня 50, то есть в области страха. Все из приведённых в таблице 8.29 рядов стационарны на уровне значимости 1%.

Корреляционная матрица исследуемых временных рядов показана на рис. 8.47. На данном временном отрезке ярко выражена корреляция между всеми исследуемыми криптовалютами за исключением MANA.

Таблица 8.29

Описательная статистика анализируемой выборки

Param.	BT C	ET H	BN B	AD A	TH ET A	XT Z	EN J	MAN A	F& G	VI X	CV I
Mean	0.0 018	0.0 026	0.0 029	0.0 023	0.00 31	0.0 015	0.0 026	0.008 8	45.9 1	22. 03	80.8 7
Median	0.0 005	0.0 01	0.0 012	0.0 007	0.00 16	0.0 005	0.0 006	- 0.000 9	44.0 0	20. 53	79.2 8
Maximum	0.1 947	0.2 63	0.7 045	0.3 323	0.29 63	0.3 592	0.5 609	8.826 8	95	82. 69	170. 55
Minimum	- 0.3 812	- 0.4 342	- 0.4 324	- 0.4 17	- 0.46 36	- 0.4 583	- 0.4 733	- 0.902 8	5	11. 54	34.5 0
Std. Dev.	0.0 370	0.0 469	0.0 524	0.0 548	0.06 33	0.0 595	0.0 688	0.235 2	22.3 288	8.3 397	21.0 812
Skewness	- 0.4 1	- 0.3 5	1.4 4	0.4 2	- 0.04	0.1 0	1.0 7	32.87	0.32	2.4 3	0.64
Kurtosis	9.6 3	7.8 4	27. 20	5.4 2	4.61	5.7 2	10. 36	1224. 99	- 0.84	10. 33	0.87
J-B	628 6	417 0	50 305	20 25	143 1	220 5	752 6	1012 0656 7	75	87 63	162
Probability (J-B)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ADF Statistic	- 28. 466	- 12. 234	- 9.0 42	- 12. 28	- 18.5 36	- 12. 651	- 19. 044	- 44.38 4	- 4.40 6	- 4.1 17	- 3.64 3
Probability (ADF)	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00 03	0.0 009	0.00 5

Источник: расчеты А.А. Артамошкина.

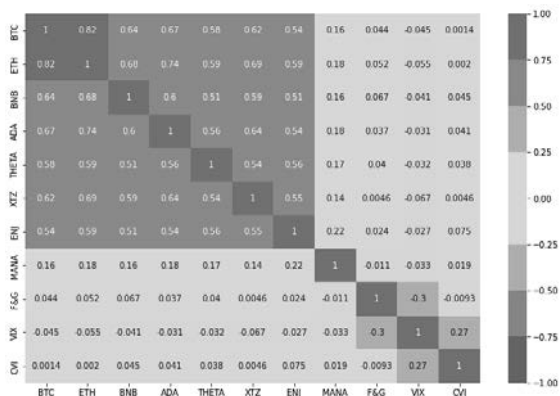


Рис. 8.47. Корреляционная матрица анализируемых временных рядов. Период выборки: 01.04.2019-31.08.2023. Расчеты А.А. Артамошкина

Коэффициент корреляции данных криптовалют находится в диапазоне 0.51–0.82, максимальная корреляция наблюдается между Bitcoin и Ethereum. Что касается MANA, то так как это не только валюта, а средство платежа в виртуальном мире Decentraland, из-за этого она может вести себя отлочно от других криптовалют, и её ценовая динамика может быть независимой от общих трендов рынка (Kumar, & Padakandla, 2023). Стоит отметить, что ни один из рассматриваемых в выборке индексов не коррелируют ни с одной из рассматриваемых криптовалют.

Методология Diebold и Yilmaz (2014) использована для ответа на вопрос, какие из индексов наиболее сильно влияют на динамику доходностей исследуемых криптовалют. Результаты расчётов согласно методике приведены в таблице 8.30 (расчеты А.А. Артамошкина).

Таблица 8.30

Количественная оценка взаимосвязи доходностей криптовалют и индексов волатильности

	BTC	ETH	BNB	ADA	THE TA	XTZ	ENJ	MA NA	F&G	VIX	CVI	Cont r. From Others
BTC	26.8	18.2	11.2	11.9	9.2	10.8	7.7	0.7	0.1	2.6	0.9	73.3
ETH	16.6	24.8	11.4	13.3	8.6	12	8.7	0.8	0	2.5	1.3	75.2
BNB	12.7	13.9	31	11	8	10.7	7.6	0.7	0.1	1.9	2.4	69
ADA	12.6	15.3	10.1	28.2	8.9	11.9	8.1	0.9	0	2.4	1.6	71.8
THE TA	11.2	11.5	8.5	10.2	33.2	9.9	10.3	0.8	0.1	2.1	2.3	66.9

XTZ	11.6	14.1	10.3	12.1	8.8	29.5	8.7	0.5	0.2	2.8	1.6	70.7
ENJ	9.5	11.7	8.4	9.6	10.5	10.1	33.2	1.5	0	2.2	3.2	66.7
MANA	2.4	3.2	2.5	3.1	2.6	1.7	3.8	78.2	0.1	0.7	1.5	21.6
F&G	20.8	13.9	9.1	8.7	7.3	8.4	6.2	0.3	23.6	1.4	0.3	76.4
VIX	5.8	5.9	2.7	6.5	2.5	4.8	4.1	0.3	0	67	0.4	33
CVI	1.8	3.7	6.1	3.1	5.9	4.3	8.5	0.1	0.5	6.4	59.6	40.4
Contr. to others	105	111.4	80.3	89.5	72.3	84.6	73.7	6.6	1.1	25	15.5	665
Contr. including own	131.8	136.2	111.3	117.7	105.5	114.1	106.9	84.8	24.7	92	75.1	TCI
NET	31.7	36.2	11.3	17.7	5.4	13.9	7	-15	-75.3	-8	-24.9	60.45

Общий индекс взаимосвязи доходностей криптовалют с индексами волатильности находится на уровне 60,45%, что является довольно высоким значением. Однако это значение, скорее, обусловлено сильной взаимосвязью самих криптовалют (за исключением MANA) между собой, нежели влиянием индексов волатильности на них. Так, доходности всех анализируемых криптовалют за исключением MANA являются чистыми передатчиками (передатчиками) влияния, в то время как индексы F&G, CVI и VIX являются чистыми приёмниками этого влияния. Индекс жадности и страха является самым большим по значению приёмником влияния, причём сам индекс практически не оказывает влияние на другие активы.

Наибольшее влияние на индекс F&G оказывают доходность Bitcoin, что в общем согласуется с описанием методики расчёта данного индекса. Аналогично результатам предыдущего пункта доходность криптовалюты ethereum оказывает наибольшее влияние на остальные активы: совокупное влияние на остальные активы – 111,4. Среди всех криптовалют доходность MANA является самым слабым как передатчиком, так и получателем влияния от других активов экосистемы. Дополнительным подтверждением является высокий коэффициент собственной взаимосвязи доходностей MANA на уровне 78.2%, который можно интерпретировать так: изменение доходностей криптовалюты MANA лишь на 21.8% зависит от динамики анализируемых рядов.

Полученные результаты показывают, что изменение значений выбранных индексов никак не объясняют изменения доходностей

криптовалют. Более того, наблюдается обратная ситуация – изменения доходностей криптовалют приводят к изменениям индексов волатильности. Данная ситуация говорит, что значения индексов волатильности как криптовалют, так и американских акций являются только отражением текущего состояния на рынке криптовалют.

Для того, чтобы проверить их предсказательную силу, выполнена дополнительная проверка. Временной ряд каждого из индексов волатильности был сдвинут на определённый лаг по отношению к рядам доходности исследуемых криптовалют. Далее были проведены расчёты общего индекса взаимосвязи (TCI) каждого ряда индекса, взятого с лагом, и рядов доходностей анализируемых криптовалют. Результаты расчётов приведены в таблице 8.31 (расчеты А.А. Артамошкина)

Таблица 8.31

Результаты расчётов индексов взаимосвязи при различных сдвигах временных рядов индексов волатильности

Сдвиг индексов волатильности	Совокупное влияние значения индекса F&G		Значение TCI	Совокупное влияние значения VIX		Значение TCI	Совокупное влияние значения CVI		Значение TCI
	на других	чистое (NET)		на других	чистое (NET)		на других	чистое (NET)	
1 наблюдение вперёд	0.2	-63.9	63.26	0.4	-35.2	60.08	1.2	-33.9	60.01
без сдвига	0.4	-74.6	64.48	17.8	-16.1	60.53	15.3	-20.5	60.61
1 наблюдение назад	42.1	-20.2	64.48	22.5	21.6	54.84	15.5	13.9	55.17
2 наблюдения назад	61	58.8	53.22	2.1	-4.1	56.71	1.4	0.1	56.27
3 наблюдения назад	3.6	3.1	55.77	0.8	-0.2	56.19	0.3	-0.2	56.18
без сдвига	общий индекс взаимосвязей только доходностей исследуемых криптовалют								63.11

Таблица 8.32 показывает, что максимальное значение индекса взаимосвязей между исследуемыми криптовалютами и каждым из индексов волатильности получено при условии, что ни один из временных рядов не имеет сдвиг (лаг). Несмотря на это, индексы волатильности в большей степени демонстрируют прогнозную силу с некоторыми лагами назад. Так, значение индекса F&G оказывает наибольшее влияние на доходности анализируемых криптовалют с лагом в 2 наблюдения – 61%, при чистом влиянии значения индекса на доходности криптовалют равном 58.8%. Значения индексов волатильности американских акций и криптовалют оказывают максимальное влияние на доходности исследуемых криптовалют при сдвиге временных рядов индексов на 1 наблюдение назад.

Подытожив, можно заключить, что выбранные индикаторы, индексы волатильности криптовалютных и фондовых рынков F&G, VIX и CVI, не являются убедительными предикторами доходностей криптовалют. Наоборот, это динамика доходностей криптовалют может претендовать на объяснение данных индексов. Лучшим образом изменение доходностей криптовалют проявляются в изменении индекса жадности и страха F&G с лагом-запаздыванием в 2 наблюдения. Это говорит о том, что Fear&Greed индекс является сильно запаздывающим индикатором, с помощью которого нельзя строить прогнозные модели ни для Bitcoin, ни для криптовалютного рынка в целом.

II. Эффективность использования технического анализа при прогнозировании цен криптовалют

Так как макрофакторы и отраслевые индикаторы не выступают предикторами для криптовалютного рынка, то возникает вопрос о применимости технического анализа. Технический анализ (Technical Analysis) – это метод анализа финансовых рынков, включая акции, форекс, сырьевые товары и криптовалюты, с использованием статистических данных о прошлых ценах и объемах торгов. основополагающая идея технического анализа состоит в том, что имеет место инерция на финансовых рынках. Прошлые тренды являются относительно устойчивыми до прихода на рынок неких революционных новостей.

В последние десятилетия технический анализ (ТА) стал более автоматизированным благодаря созданию торговых систем и роботов. Эти системы могут выполнять торговые операции автоматически на основе сигналов ТА. Наиболее современные методы включают в себя применение ИИ, позволяя обрабатывать большие объемы данных и создавать более точные модели предсказания цен.

Стоимость большинства традиционных криптовалют в значительной степени зависят от спроса и предложения, основанном на спекулятивных

настроениях участников рынка. Одним из немногих исключений в этом отношении являются стейблкоины (Díaz, Esparcia, & Huéllamo, 2023). Эта высокая степень спекулятивности и отсутствие фундаментальных показателей могут создавать сложности при использовании традиционных методов фундаментального анализа. Тем не менее, именно из-за этой спекулятивной составляющей криптовалюты стали объектом интереса для трейдеров и инвесторов, которые ищут высокую волатильность и возможность для быстрого прибыли.

Технические индикаторы могут быть условно классифицированы на следующие основные категории в зависимости от их основных функций:

- 1) Индикаторы тренда: Эти индикаторы помогают определить текущий тренд на рынке и его направление. Они включают в себя индикаторы, такие как скользящие средние, Parabolic SAR и Ichimoku Cloud. Данный тип индикаторов нацелен на выявление и подтверждения наличия трендов в ценах актива.
- 2) Индикаторы импульса: Индикаторы импульса оценивают силу и динамику текущего движения цены. Примеры включают в себя индикатор относительной силы (RSI), стохастический осциллятор и индекс направленного движения (ADX). Импульсные индикаторы служат показателями перекупленности или перепроданности рынка и часто используются для получения сигнала о готовности рынка к развороту.
- 3) Индикаторы волатильности: Эти индикаторы помогают оценить степень изменчивости цен на рынке. Самые популярные индикаторы волатильности – Average True Range (ATR) и Bollinger Bands. Данный тип индикаторов служит, чтобы помочь оценить риски и уровень волатильности на рынке.
- 4) Индикаторы объема: Индикаторы объема позволяют оценить активность участников рынка, подтвердить сигналы других индикаторов, и выявить точки разворота или изменения тренда. Эти инструменты помогают лучше понимать рыночные условия и принимать обоснованные решения во время торговли.

В исследовании А.А. Артамошкина были выбраны и протестированы два из наиболее распространённых и широко используемых на финансовых рынках технических индикатора: индикатор тренда, основанный на пересечении скользящих средних и индекс относительной силы, который относится к индикаторам импульса.

В первые дни торговли криптовалютами их стоимость была существенно ниже, и она могла вырасти на десятки и даже сотни тысяч процентов даже с учётом коррекций, произошедших в 2021 году. Это означает, что найти индикатор, который на долгосрочном временном горизонте способен демонстрировать доходность больше, чем стратегия

"купи и держи" (В&Н), практически невозможно. Именно по этой причине А.А. Артамошкиным принято решение зафиксировать начало временных рядов криптовалют 1 января 2019 года. К тому времени все анализируемые криптовалюты уже имели некоторую историю торгов и торговались по более высоким ценам по сравнению с их первыми торговыми днями. Это позволило более адекватно оценить эффективность различных стратегий технического анализа. Последнее наблюдение датасета приходится на 30 сентября 2023 г.

Все расчёты выполнялись с помощью языка программирования Python, расчёт технических индикаторов выполнялся с использованием библиотеки TA-Lib, дизайн и реализация стратегий проводилась А.А. Артамошкиным.

Тестирование проводилось на дневных данных торгов криптовалют. Срабатывание индикатора определялось по цене закрытия, заключение сделки производилось по цене открытия на следующий после срабатывания день. При расчёте результатов стратегий не учитывались транзакционные издержки (комиссии за заключение сделок, плата за маржинальное кредитование) и предполагалось отсутствие проблем с ликвидностью во время заключения сделок. Также при тестировании стратегий предполагалось, что по тестируемым криптовалютам нет ограничений на открытие коротких позиций.

Эффективность использования технического анализа на криптовалютном рынке в данной работе определялась сравнением доходности тестируемой стратегии с доходностью традиционной стратегии «купи и держи» (В&Н). Для этого временной ряд каждой из криптовалют разбивался на подвыборки случайным образом, единственное ограничение – количество наблюдений в подвыборке составляет не менее пятой части от количества наблюдений исходного временного ряда. Для каждой из 8-ми криптовалют тестирование стратегии выполнялось 1000 раз. Доходность исследуемой стратегии и стратегии В&Н на выбранном временном отрезке усреднялись и полученные средние доходности сравнивались между собой: если итоговая усреднённая доходность по стратегии значительно превышала итоговую среднюю доходность В&Н, то это свидетельствовало об эффективности стратегии ТА. В результате данных вычислений оценено среднее значение избыточной доходности (Excess Return), получение которой можно записать с помощью формулы (8.31):

$$Excess\ Return = \frac{\sum_{k=1}^k \sum_{N=1}^N R_{Strategy} - R_{B\&H}}{k \cdot N}, \quad (8.31)$$

где N – количество тестов стратегии на 1 активе (N=1000);

k – количество тестируемых активов (k=8).

Следующим шагом была оценка эффективности стратегии по коэффициенту Шарпа, который учитывает волатильность доходности. При расчёте коэффициента Шарпа безрисковая ставка доходности определялась как среднее значение доходности 10-летних казначейских облигаций США за период выборки. Применено значение 2,2% (бенчмарк в тестировании стратегий ТА).

Некоторые из исследуемых криптовалют имеют отрицательную асимметрию (skewness, см. описательную статистику). Это означает, что в среднем короткая позиция по активу (шорт) может быть менее выгодной с точки зрения ожидаемой доходности по сравнению с длинной позицией (лонг). Статистически криптовалюты достаточно долго могут находиться в зоне перекупленности. Поэтому, с целью ограничения максимальных убытков в случае снижения стоимости портфеля до 25% от начальной позиции в стратегии закладывалась опция принудительного закрытия позиций и прекращения работы стратегии. После чего начинался следующий тест. Принудительное закрытие позиций (далее в данной работе «Margin Call») может произойти и в портфеле стратегии В&Н, и в портфеле тестируемой стратегии технического анализа (ТА).

Индикатор пересечения скользящих средних (Moving Average Crossover Indicator) является одним из самых популярных инструментов в техническом анализе. Этот индикатор использует две скользящие средние разных периодов (обычно краткосрочную и долгосрочную) и анализирует их пересечение. Пересечение скользящих средних может предоставить сигналы о возможных изменениях тренда на рынке. Существуют два основных типа пересечения:

- 1) Золотой крест (Golden Cross) – это событие, когда краткосрочная скользящая средняя пересекает снизу вверх долгосрочную скользящую среднюю. Золотой крест считается сигналом на покупку, который может указывать на начало восходящего тренда.
- 2) Смертельный крест (Death Cross) – это событие, противоположное золотому кресту – когда краткосрочная скользящая средняя пересекает долгосрочную скользящую среднюю сверху вниз. Смертельный крест считается сильным медвежьим сигналом, который может указывать на начало нисходящего тренда.

Периоды сглаживания скользящих средних могут варьироваться. Наиболее часто используется комбинация, которая сигнализирует о глобальной смене тренда: краткосрочная кривая имеет период 50 дней, долгосрочная – 200 дней. В случае, если требуется получать сигналы о более краткосрочных сменах тренда, периоды скользящих уменьшаются. В исследовании А.А. Артамошкина стратегия показала бóльшую эффективность, когда сигналы о смене тренда возникали в результате пересечения простых скользящих средних (SMA) с периодами 14 и 50.

Формула расчёта SMA по сути является расчётом среднего арифметического цен за прошлые t -периодов (8.32):

$$SMA = \frac{P_1 + P_2 + \dots + P_t}{t}, \quad (8.32)$$

где P_t – цена актива в период t ;

t – количество периодов скользящей средней.

Сигнал для заключения сделки с использованием индикатора Moving Average (MA) формируется на следующий торговый день по цене открытия: покупка – в случае, когда цена закрытия находится на таком уровне, что линия SMA с периодом 14 пересекла снизу вверх линию SMA с периодом 50; продажа – линия SMA с периодом 14 пересекла сверху вниз линию SMA с периодом 50 торговых дней.

Индекс относительной силы (Relative Strength Index, RSI) – это технический индикатор, используемый для анализа и оценки текущей исторической силы или слабости актива на финансовом рынке. RSI относится к индикаторам импульса и широко применяется в ТА для определения перекупленности или перепроданности актива и, следовательно, для выявления возможных периодов роста или падения цен. RSI измеряется по шкале от 0 до 100 и может быть использован для принятия решений о покупке или продаже актива. Принцип работы RSI заключается в сравнении средних приростов к средним убыткам за определенный период времени. RSI традиционно рассчитывается в 2 этапа:

1. Сначала рассчитывается отношение средних положительных приростов за период к модулю средних потерь (8.33). Причём потери участвуют в расчёте среднего значения прироста, однако они приравниваются нулю. И наоборот, при расчёте средних за период потерь положительные приросты зануляются.

$$RS = \frac{Avg\ Gain}{|Avg\ Loss|}; \quad (8.33)$$

2. Рассчитывается значение RSI путём нормировки RS к значению от 0 до 100 по формуле (8.34):

$$RSI = 100 - \left[\frac{100}{1 + RS} \right]. \quad (8.34)$$

Стратегия с использованием RSI в основном имеет 3 параметра настройки: период расчёта, верхняя и нижняя граница RSI, на основании которых принимается решение о сделке. Наиболее популярный период RSI составляет 14 дней, но он может настраиваться под конкретные потребности. Верхняя и нижняя граница значения RSI обычно выбирается симметрично относительно 50: часто они принимаются равными 70 и 30, реже – 80 и 20.

В работе А.А. Артамошкина выбраны следующие параметры RSI: период 14 наблюдений, границы продажи и покупки – 70 и 30 соответственно. Данные уровни интерпретируются следующим образом: при RSI выше 70

актив считается перекупленным и вскоре может скорректироваться. Поэтому либо сразу при превышении RSI отметки 70, либо после того, как актив начнёт уже снижаться и RSI упадёт ниже 70, заключается сделка на продажу актива. С уровнем 30 работает полностью противоположная логика – при снижении RSI ниже отметки 30 актив считается перепроданным.

В работе А.А. Артамошкина сигнал для заключения сделки с использованием индикатора RSI формировался на следующий торговый день по цене открытия после последовательного выполнения двух условий:

1. Цена закрытия торговой сессии находится на таком уровне, при котором значение RSI выше 70 или ниже 30;
2. Цена закрытия одной из следующих торговых сессий изменилась таким образом, что значение RSI оказалось ниже 70 или выше 30.

Стратегия пересечения скользящих средних с периодами 14 и 50 (МА) в работе А.А. Артамошкина в целом показала хороший результат: в 8000 тестах количество снижений стоимости начального портфеля со 100 до 25% по стратегии – 682 против 1394 у стратегии В&Н. Результаты тестов стратегии приведены в Таблице 8.32. Стратегия демонстрирует сверхвысокий средний уровень доходности 2202%. Хотя при этом стандартное отклонение стратегии составило 3582%, коэффициент Шарпа показывает, что высокий риск компенсируется и высокой доходностью: коэффициент Шарпа стратегии МА – 0.61 против 0.55 у В&Н.

Таблица 8.32

Результаты тестирования стратегии Moving Average

Param.	Mean	Median	Maximum	Minimum	Std. Dev.	Sharpe Ratio	Margin Calls
Buy&Hold	886%	331%	22298%	-75%	1619%	0.55	1394
MA Strategy	2202%	762%	24432%	-75%	3582%	0.61	682

Примечание: расчеты А.А. Артамошкина.

Наиболее высокий показатель избыточной доходности стратегия показала на криптовалюте ADA с 27.11.2019 по 26.12.2022 (см. рис. 8.48). В данном случае если бы инвестор купил криптовалюту 27.11.2019 и продал её 26.12.2022, то прирост вложенного капитала составил бы 594% (стратегия В&Н), в то время как при использовании стратегии скользящих средних прирост составил бы 24432%.

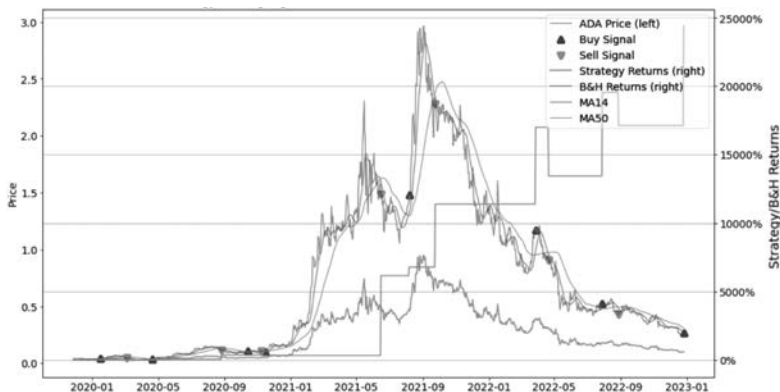


Рис. 8.48. Результат работы стратегии пересечения скользящих средних. Криптовалюта ADA, тестируемый период 27.11.2019-26.12.2022. Построения А.А. Артамошкина

Наиболее низкий показатель избыточной доходности стратегия показала при тестировании временного ряда криптовалюты ТНЕТА с 25.01.2019 по 05.04.2021 (см. рис. 8.49).

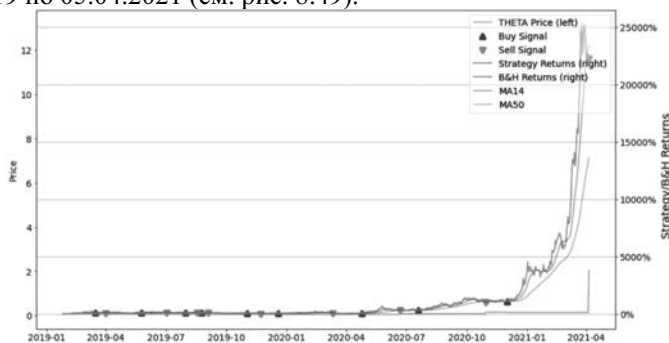


Рис. 8.49. Результат работы стратегии пересечения скользящих средних. Криптовалюта ТНЕТА, тестируемый период 25.01.2019-05.04.2021. Построения А.А. Артамошкина

Значение избыточной доходности оценено А.А. Артамошкиным в (-18485%). Однако, это не говорит о том, что стратегия не работает – в данном случае значение избыточной доходности оказалось таким низким лишь потому, что стратегия «купи и держи» показала сверхвысокий результат: 22298% против 3813% у стратегии скользящих средних.

На рис. 8.50 продемонстрированы результаты стратегий МА и В&Н в зависимости от даты последнего наблюдения в каждой из подвыборок тестов. Рисунок 8.50 демонстрирует, что стратегия «купи и держи» лучше всего себя показывает с начала 2021 г. по первую половину 2022 г. И это не удивительно, поскольку пик последнего бума на рынке криптовалют пришёлся как раз на середину-конец 2021 г. (рис. 1, см. приложение б). В то же время стратегия с использованием скользящих средних в целом хорошо себя проявляет на всём диапазоне наблюдений и ещё лучше начиная с 2022 г., когда цены на многих из выросших в 2021 г. криптовалют перешли от роста к коррекции. Данный факт дополнительно подтверждает большую эффективность использования стратегии пересечения скользящих средних взамен просто покупки криптовалюты.

На рис. 8.51. указана избыточная доходность по анализируемым криптовалютам в зависимости от даты последнего наблюдения в каждой из подвыборок тестов.

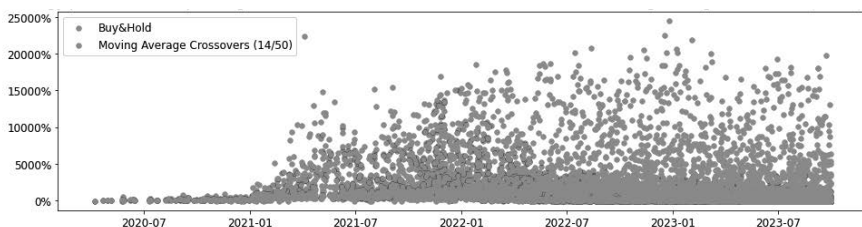


Рис. 8.50. Доходности по результатам тестов стратегий В&Н и МА в зависимости от даты последнего наблюдения подвыборки. Расчеты А.А. Артамошкина

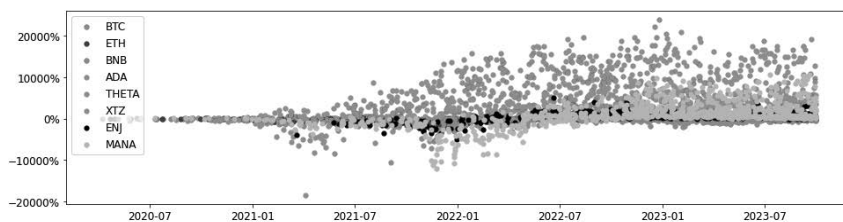


Рис. 8.51. Избыточная доходность стратегии МА над В&Н в зависимости от даты последнего наблюдения подвыборки для анализируемых криптовалют. Расчеты А.А. Артамошкина

Результаты А.А. Артамошкина показывают, что в целом стратегия показывает хорошую эффективность при торговле на всех исследуемых

криптовалютах, хотя и с 2021 г. по 2022 г. она уступала по доходности В&Н.

Стратегия, основанная на показаниях индекса относительной силы (RSI) с периодом скользящей средней 14 наблюдений и границами покупки/продаже на уровнях 30/70, не показала А.А. Артамошкину серьёзного успеха. Во-первых, стратегия допустила снижение первоначальной стоимости портфеля ниже 25% 5184 раз против 1133 у В&Н (табл. 8.33, расчеты А.А. Артамошкина).

На подвыборке, где всё же произошло тестирование (часть тестов прекращалось из-за падения цены), стратегия RSI показала соразмерную В&Н среднюю и более высокую медианную доходности. При инвестировании, следуя принципу Buy&Hold максимальная доходность оказалась выше, чем у RSI, а в совокупности с общим с RSI ограничении на «просадку», это отразилось в более высоком стандартном отклонении. Это привело к тому, что в итоге коэффициент Шарпа имеет большее значение у стратегии RSI.

Таблица 8.33

Результат тестирования стратегии RSI

Param.	Mean	Median	Maximum	Minimum	Std. Dev.	Sharpe Ratio	Margin Calls
Buy&Hold	12%	-32%	1486%	-75%	140%	0.07	1133
RSI Strategy	11%	-1%	470%	-75%	66%	0.14	5184

Стратегия основанная на RSI наиболее эффективно проявила себя в работе А.А. Артамошкина на временном ряду криптовалюты ENJ с 18.04.2019 по 01.01.2021: Стратегия В&Н за этот период показала убыток 15%, в то время как RSI – прирост на 358% (рис. 8.52). Стоит отметить рискованность данной стратегии: на рисунке 8.53 видны моменты, когда бумажный убыток по открытой позиции превышал 50% вложенного капитала.

Рисунок 8.53 демонстрирует наихудший среди закончивших тест результат работы стратегии RSI. С 09.03.2019 по 09.11.2021 инвестор с традиционным подходом «купи и держи» получил бы 1486% прироста к своим начальным вложениям, в то время как использование стратегии RSI снизило бы начальные вложения на 25%.



Рис. 8.52. Результат работы стратегии индекса относительной силы. Криптовалюта ENJ, тестируемый период 18.04.2019-01.01.2021. Расчеты А.А. Артамошкина здесь и далее



Рис. 8.53. Результат работы стратегии индекса относительной силы. Криптовалюта XTZ, тестируемый период 09.03.2019-09.11.2021

Рис. 8.54 демонстрирует распределение доходностей по результатам тестов стратегии «купи и держи» и индекса относительной силы. Несмотря на то, что средние значения доходностей по результатам тестов рассматриваемых стратегий почти равны, легко заметить, что V&N выделяется бóльшим разбросом доходностей на всём периоде выборки, в то время как RSI демонстрирует узкий диапазон колебаний доходностей. Хотя и рисунок 8.54 демонстрирует по большей части положительные доходности стратегии RSI, стоит иметь в виду, что при тестировании около 65% результатов тестов показали снижение начального портфеля на более чем 75%, и рис. 8.54 показывает итог только остальных 35% от всех тестов.

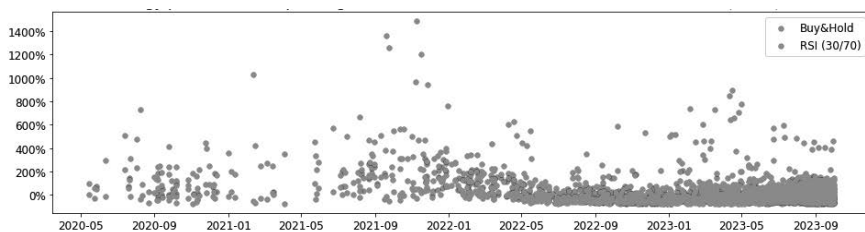


Рис. 8.54. Доходности по результатам тестов стратегий В&Н и RSI в зависимости от даты последнего наблюдения подвыборки

Рис. 8.55 является некой модификацией рис. 8.54 в терминах избыточной доходности в разбивке по исследуемым криптовалютам. Рис. 8.55 демонстрирует, что наиболее хорошо стратегия RSI превзошла В&Н в криптовалюте MANA, а стратегия В&Н с большим разрывом обходила RSI на временных рядах криптовалют XTZ и BNB.

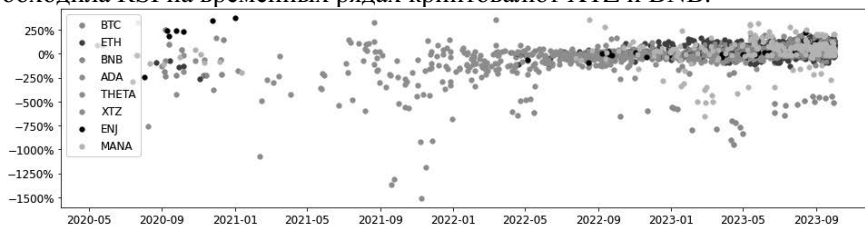


Рис. 8.55. Избыточная доходность стратегии RSI по результатам тестирования для каждой анализируемой криптовалюты

В итоге, сравнив результаты двух стратегий, основанной на трендовом индикаторе и основанной на индикаторе импульса, А.А. Артамошкин приходит к выводу, что первая показала существенно лучшие показатели доходности и доходности на единицу риска. Эти результаты согласуются с работой (Tan & Tao, 2023).

Таким образом, мы приходим к выводу, что доходность криптовалют в основном меняется под воздействием своих собственных внутренних факторов: взаимозависимости валют на крипторынке. Это взаимодействие хоть и меняется со временем, но за период наблюдения находится на стабильно высоком уровне. На индекс собственной взаимосвязи исследуемых в работе криптовалют влияют не столько экономические факторы, сколько факторы волатильности и неопределённости: индекс волатильности акций индекса VIX, индекс волатильности криптовалют CVI, индекс неопределенности в мировой

экономической политике GLOB EPU и расходы на личное потребление в США (PCE). Несмотря на то, что индексы волатильности VIX и CVI и влияют на уровень общей взаимосвязи криптовалют, они, как и индекс страха и жадности (Fear&Greed Index), не имеют никакой предсказательной силы при прогнозировании исследуемых криптовалют.

Технический анализ может работать на рынке криптовалют так же, как и на других финансовых рынках. Результаты данной работы подтверждают эффективность использования стратегии пересечения скользящих средних с периодами 14 и 50. Итоги 8000 тестов показывают, что стратегия имеет как более высокое значение средней доходности, так более высокое значение коэффициента Шарпа, чем у стратегии «купи и держи». Стратегия ТА, по оценке А.А. Артамошкина, допустила в 2 раза меньше кейсов снижения начального портфеля на 75%, чем В&Н.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Если ввести запрос «биткоин» в поиск на Ютубе или в поисковых лентах Интернета и посмотреть на содержание первых 20-30 роликов Ютуба, обсуждений в соцсетях, то 95% это, к сожалению, трейдинг, технический анализ и разная бесполезная аналитика для спекуляций, а также сигналы в телеграме, реклама «перспективных и фундаментальных» альткоинов, схем p2p арбитража, "облачного" майнинга. Об обучающем и академическом контенте речи не идет. Узнать преимущества, особенности функционирования Биткоина и альткоинов, NFT активов, их риски и способы хеджирования вряд ли удастся, и уж тем более заработать. По сути, начинающий участник КИ с первого шага попадает в казино, которое обещает огромную прибыль и успешное будущее через торговлю на фьючерсах. Децентрализация и самостоятельный контроль своих средств, осознание опасности децентрализованных бирж оказываются никому не нужны.

Достоинство нашей книги мы видим в систематизации основных элементов криптоиндустрии (КИ), акцентировании внимания на основных факторах риска, обобщении ранее проведенных академических исследований (библиография из 414 источников) в различных аспектах функционирования рынка (факторах, определяющих биржевые характеристики криптовалют, NFT, DeFi), а также авторских исследованиях, которые могут быть реплицированы в бакалаврских и магистерских работах студентов ВУЗов. Мы подробно останавливаемся на источниках данных и их необходимой обработке, применяемых стандартных тестах и оригинальных моделях выявления взаимосвязей и прогнозных построений. Даны подсказки по дальнейшему развитию исследований: построению метрик сентимента и иных факторов влияния на криптовалюты и криптоактивы, включая индикаторы технического анализа и макрофакторы, тестированию прогнозных моделей с использованием ИИ. Надеемся, что книга будет полезна как начинающим инвесторам, так и исследователям и регуляторам, создателям торговых стратегий.

Исследование выполнено в рамках Программы фундаментальных исследований НИУ ВШЭ.

ПРИЛОЖЕНИЕ 1

Таблица 1

Список Twitter-аккаунтов NFT-инфлюенсеров

andr3w	DezBryant	jenkinsthevalet	NFTtherder	seedphrase
artblocks_io	dfinzer	josiebellini	nftlately	SOLBigBrain
AxieInfinity	digitalartchick	JRNYcrypto	nftstatistics	Sorare
beaniemaxi	Dikasso_	kevinrose	notthreadgu y	TFGmykL
BoredApeYC	doodles	krista_kim	Ohhshiny	thebrettway
cdixon	Ed_Balloon	MeebitsNFTs	opensea	tydanielsmith
chrisantino	farokh	mevcollector	othersidemeta	worldofwomen nft
CozomoMedici	frankdegods	moonbirds	packyM	YKarkai
cryptohayes	franklinisborder	muratpak	pranksy	yugalabs
cryptopunksnfts	gmoneyNFT	natealexnft	punk6529	zachxbt
DCLBlogger	iamDCinvestor	NBATopShot	RAC	
DeezeFi	jlmmmyeth	NFT_NYC	Rarible	

ПРИЛОЖЕНИЕ 2

Таблица 1

Пул инфлюенсеров для анализа сентимента

Имя	Должность	Twitter
Fred Ehrsam	Co-founder of Paradigm. Previously co-founder of Coinbase.	https://twitter.com/FEhrsam
Matt Huang	Co-Founder of Paradigm. Previously partner at Sequoia	https://twitter.com/matthuang
Ali Yahya	General Partner at Andreessen Horowitz	https://twitter.com/alive_eth
Arianna Simpson	General Partner at Andreessen Horowitz	https://twitter.com/AriannaSimpson
Kyle Samani	Co-founder and Managing Partner at Multicoin Capital	https://twitter.com/KyleSamani
Tushar Jain	Co-founder and Managing Partner at Multicoin Capital	https://twitter.com/TusharJain_
Changpeng Zhao	CEO at Binance	https://twitter.com/cz_binance
Vitalik Buterin	Co-founder of Ethereum	https://twitter.com/VitalikButerin
Zhu Su	Previously co-founder of 3 Arrows Capital	https://twitter.com/zhusu
Kyle Davies	Previously co-founder of 3 Arrows Capital	https://twitter.com/KyleLDavies
Samuel Bankman-Fried	Previously co-founder of FTX	https://twitter.com/SBF_FTX

Имя	Должность	Twitter
Sam Trabucco	Previously CEO at Alameda Research	https://twitter.com/AlamedaTrabucco
Do Kwon	CEO at Terraform Labs	https://twitter.com/stablekwon
Shaun Maguire	Partner at Sequoia Capital	https://twitter.com/shaunmaguire
Alfred Lin	Partner at Sequoia Capital	https://twitter.com/Alfred_Lin
Andrew Reed	Partner at Sequoia Capital	https://twitter.com/andrew_reed
Kevin Kelly	Co-Founder of Delphi Digital	https://twitter.com/kevin_kelly_ii
Ashwath	Chief Analyst at Delphi Digital	https://twitter.com/ashwathbk
Anil Lulla	Co-Founder of Delphi Digital	https://twitter.com/anildelphi
Kelvin Koh	Chief Analyst at The Spartan Group	https://twitter.com/SpartanBlack_1
Evgeny Gayevoy	CEO at Wintermute	https://twitter.com/EvgenyGaevoiy
Brian Armstrong	Co-Founder and CEO at Coinbase	https://twitter.com/brian_armstrong
Fatman	Influencer	https://twitter.com/FatManTerra
Darren Lau	Founder of The Daily Ape	https://twitter.com/Darrenlautf
Andrew Kang	Chief Analyst at Mechanism Capital	https://twitter.com/Rewkang
Emin Gün Sirer	Founder and CEO AvaLabs	https://twitter.com/el33th4xor
MapleLeafCap	Analyst at Folius Ventures	https://twitter.com/MapleLeafCap
Tom Schmidt	Analyst at DragonFly Capital	https://twitter.com/tomhschmidt
Accel XR	Researcher at 1kx network	https://twitter.com/accel_capital
Anatoly Yakovenko	Founder of Solana	https://twitter.com/aeYakovenko

Имя	Должность	Twitter
Michael Saylor	Founder of MicroStrategy	https://twitter.com/saylor
Piers Kicks	Analyst at Delphi Digital	https://twitter.com/pierskicks
Hasu	Advisor at Lido Finance	https://twitter.com/hasufl
Illia Polosukhin	Co-Founder of Near Protocol	https://twitter.com/ilblackdragon
Justin Sun	Founder of Tron and CEO at Huobi	https://twitter.com/justinsuntron
Yat Siu	Chairman of Animoca Brands	https://twitter.com/ysiu
Christy Choi	Founding Director at Binance Labs	https://twitter.com/christyhwochoi
Frank Chaparro	Reporter at The Block	https://twitter.com/fintechfrank
Johnny Lyu	CEO at Kucoin	https://twitter.com/lyu_johnny
Arthur Hayes	Co-Founder of BitMEX	https://twitter.com/CryptoHayes
Ryan Selkis	Founder of Messari	https://twitter.com/twobitidiot
Cred	Influencer	https://twitter.com/CryptoCred
Sandeep Nailwa	Founder of Polygon	https://twitter.com/sandeepnailwal
Brad Garlinghouse	CEO of Ripple	https://twitter.com/bgarlinghouse
Charles Hoskinson	Founder of Cardano	https://twitter.com/IOHK_Charles
Gavin Wood	Founder of Polkadot, Kusama, Ethereum	https://twitter.com/gavofyork
Andre Cronje	Co-Founder of Fantom Foundation	https://twitter.com/AndreCronjeTech
Igor Igamberdiev	Head of Research at Wintermute	https://twitter.com/FrankResearcher
Jackson Palmer	Founder of Dogecoin	https://twitter.com/ummjackson
Jae Kwon	Founder of Cosmos	https://twitter.com/jaekwon

Таблица 2

Пул токенов для анализа

«Голубые фишки»	Токены DeFi протоколов
Bitcoin	Uniswap
Ethereum	Maker
BNB	Aave
Ripple	Curve
Cardano	Pancake
Polygon	Synthetix
Solana	1Inch
Polkadot	Convex
Litecoin	Balancer
TRON	Compound

ПРИЛОЖЕНИЕ 3

Таблица 1

Анализируемые криптовалюты

STEEMUSDT	NEOUSDT	XRPUSDT
BTCUSDT	XMRUSDT	LTCUSDT
TRXUSDT	ETHUSDT	ETCUSDT
SHIBUSDT	DOGEUSDT	SOLUSDT
XVGUSDT	ADAUSDT	1INCHUSDT
CAKEUSDT	XLMUSDT	UNIUSDT
DOTUSDT	APEUSDT	FLUXUSDT
QNTUSDT	ZECUSDT	DASHUSDT
BCHUSDT	XEMUSDT	LSKUSDT
QTUMUSDT	EOSUSDT	LRCUSDT
IOTAUSDT		

Таблица 2

Рассматриваемые Twitter аккаунты

steemit	StemNetwork	Neo Blockchain
Ripple	Ripple XRP1	XRP community
XRPCryptowolf	BTCTN	BTC Archive
Bitcoin	rektcapital	aantonop
woonomic	monero	litecoin
SatoshiLite	LiteCoinNews	trondao
TronixTrx	VitalikButerin	ethereum
ethereumJoseph	eth classic	ETC
ShibariumNet	ShibainuCoin	Shibtoken
dogecoin	ConsciousDoge	DogecoinRide
elonmusk	solana	vergecurrency
adahealth	Cardano	1inch
cryptofreemium	PancakeSwap	CryptoBillu
clifton ideas	StellarOrg	Uniswap
Nebraskangooner	gmgiray	Polkadot
eliz883	Altcoinbuzzio	gavofyork
quant network	ZcashFoundation	zcash
BoredApeYC	RyanWilliams629	RunOnFlux
BullsCoin	ShrayTV	missedamillion
TheCryptoLark	ZAYKCharts	LiskHQ
qtum	EOSIO	loopringorg

iota	AltcoinDailyio	IncomeSharks
whale_alert	santimentfeed	coingecko
airdropinspect	Airdropro_	punk6529
CryptoYoda1338.		

Таблица 3

Криптовалюты, по которым были найдены поминутные данные котировок

ADAUSD	APEUSD	BTCUSD
DOTUSD	EODUSD	ETCUSD
ETHUSD	LRCUSD	LTCUSD
NEOUSD	SOLUSD	TRXUSD
UNIUSD	XLMUSD	XMRUSD
XRPUSD	XVGUSD	ZECUSD

Таблица 4

Корреляция между настроениями, ценами на криптовалюты и объемом торгов

Ticker	Sentiment	Corr_CP	Days with Comments
1INCHUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,38982	538
1INCHUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,207708	538
1INCHUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,347768	538
ADAUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,52568	566
ADAUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,319954	566
ADAUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,494686	566
APEUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,32127	206
APEUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,315301	206

Ticker	Sentiment	Corr_CP	Days with Comments
APEUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,236415	206
BCHUSDT	Bearish (cryptoBERT)	0,063414	88
BCHUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,15382	88
BCHUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,093252	88
BTCUSDT	Bearish (cryptoBERT)	0,22654	687
BTCUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,24931	687
BTCUSDT	Neutral (cryptoBERT)	-0,17326	687
CAKEUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,32787	305
CAKEUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,309837	305
CAKEUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,281281	305
DASHUSDT	Bearish (cryptoBERT)	1	2
DASHUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-1	2
DASHUSDT	Neutral (cryptoBERT)	-1	2
DOGEUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,00965	305
DOGEUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,03183	305
DOGEUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,023194	305
DOTUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,3551	653
DOTUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,374541	653
DOTUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,236553	653

Ticker	Sentiment	Corr_CP	Days with Comments
EOSUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,20923	307
EOSUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,086619	307
EOSUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,193142	307
ETCUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,12527	8
ETCUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,05688	8
ETCUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,284764	8
ETHUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,40185	617
ETHUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,244353	617
ETHUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,407636	617
FLUXUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,06066	206
FLUXUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,038246	206
FLUXUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,06498	206
IOTAUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,42269	685
IOTAUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,310475	685
IOTAUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,420785	685
LRCUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,12477	121
LRCUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,144823	121
LRCUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,085953	121
LSKUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,15053	526

Ticker	Sentiment	Corr_CP	Days with Comments
LSKUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,0178	526
LSKUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,173268	526
LTCUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,31004	802
LTCUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,208086	802
LTCUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,276424	802
NEOUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,07596	563
NEOUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,02742	563
NEOUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,122964	563
QNTUSDT	Bearish (cryptoBERT)	1	
QNTUSDT	Bullish (cryptoBERT)	1	
QNTUSDT	Neutral (cryptoBERT)	1	
QTUMUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,11033	637
QTUMUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,00812	637
QTUMUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,105044	637
SHIBUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,06436	71
SHIBUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,029131	71
SHIBUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,108045	71
SOLUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,24611	363
SOLUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,210214	363
SOLUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,230181	363

Ticker	Sentiment	Corr_CP	Days with Comments
STEEMUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,06234	88
STEEMUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,1554	88
STEEMUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,218619	88
TRXUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,01119	620
TRXUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,03344	620
TRXUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,008853	620
UNIUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,18265	15
UNIUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,204977	15
UNIUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,077142	15
XEMUSDT	Bearish (cryptoBERT)	0	
XEMUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0	
XEMUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0	
XLMUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,10717	49
XLMUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,00859	49
XLMUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,155752	49
XMRUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,15394	610
XMRUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,07814	610
XMRUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,24494	610
XRPUSDT	Bearish (cryptoBERT)	0,026803	366
XRPUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,06229	366

Ticker	Sentiment	Corr_CP	Days with Comments
XRPUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,004256	366
XVGUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,28294	144
XVGUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,317237	144
XVGUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,169502	144
ZECUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,19045	494
ZECUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,051569	494
ZECUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,152843	494
LTCUSDT	Bullish (cryptoBERT)	0,208086	802
LTCUSDT	Neutral (cryptoBERT)	0,276424	802
NEOUSDT	Bearish (cryptoBERT)	-0,07596	563
NEOUSDT	Bullish (cryptoBERT)	-0,02742	563

Ключевые слова, для поиска нужных постов в Twitter

Steem, Neo, XRP, Ripple, bitcoin, Bitcoin, BTC, Monero, LTC, Litecoin, Litecoins, TRON, TRX, ETH, Ethereum, ethereum, EthereumClassic, ShibArmy, ShibaArmy, Shiba, Doge, Dogecoin, DOGE, Solana, Verge, Cardano, 1INCH, CAKE, XLM, UNI, Polkadot, DOT, APE, Flux, QNT, Zcash, DASH, BCH, XEM, LISK, QTUM, EOSIO, EOS, LRC, IOTA, BNB, MATIC

ПРИЛОЖЕНИЕ 4

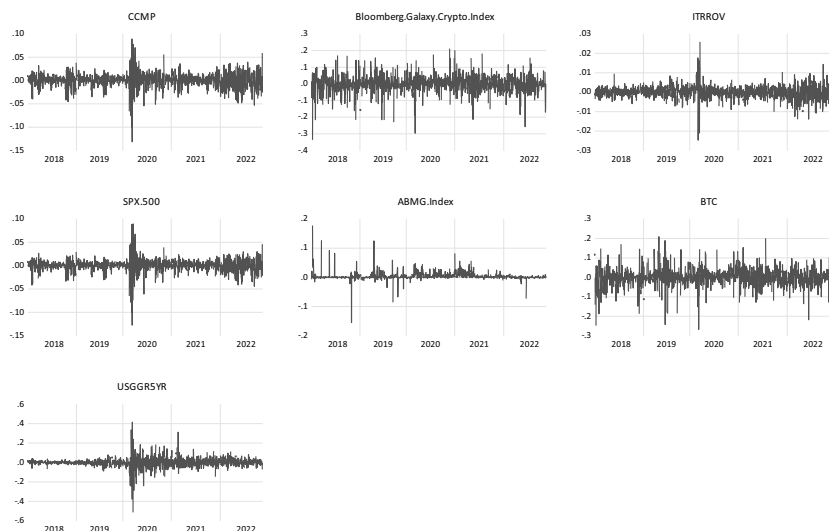


Рис. 1. Графики временных рядов

Примечания: на данном рисунке представлены выборочные статистики и парные корреляции между дневными доходностями акций (SPX500 и CCMP), казначейских облигаций (ITRROV и USGGR5YR) и криптовалют (BGCI и BTC), а также изменение капитализации стейблкоинов (индекс ABMG) с 05.01.2018 по 10.11.2022.

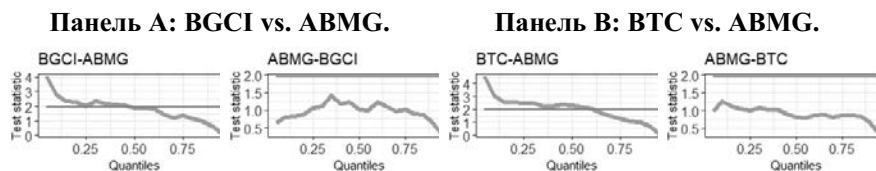
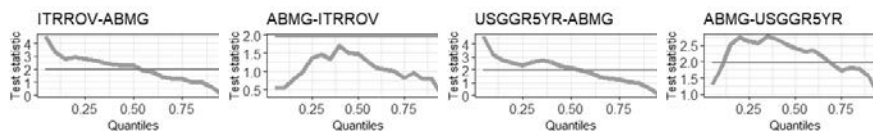


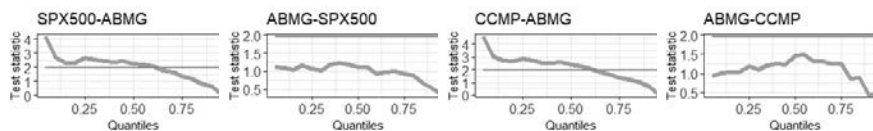
Рис. 2. Анализ причинности: криптовалюты vs стейблкоины

Примечания: на данном рисунке представлены графики тестовых статистик, полученных в результате causality-in-quantile-means тестов между криптовалютами и стейблкоинами. По горизонтальной оси отложены квантили, а по вертикальной оси - t-статистики. Толстая горизонтальная ось на каждом графике - критическое значение 1,96 (т.е. 95%-ный уровень значимости). Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Мы проверяем гипотезу о том, что изменениями регрессора не являются причиной по Грейнджеру для изменения регрессанта.

Панель А: ITRROV vs ABMG.**Панель В: USGGR5YR vs ABMG.****Рис. 3.** Анализ причинно-следственных связей:

Казначейские облигации vs. Стейблкоины

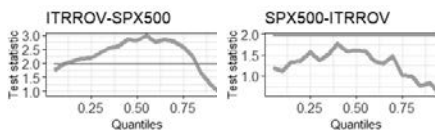
Примечания: на данном рисунке представлены графики тестовых статистик, полученных в результате анализа причинности по квантильным средним между казначейскими обязательствами и стабильными монетами. По горизонтальной оси отложены квантили, а по вертикальной оси - t-статистика. Толстая горизонтальная ось на каждом графике - критическое значение 1,96 (т.е. 95%-ный уровень значимости). Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Мы проверяем гипотезу о том, что изменения регрессанта не обусловлены изменениями регрессора по методу Грейнджера.

Панель А: SPX500 vs ABMG.**Панель В: CCMP vs ABMG.****Рис. 4.** Анализ причинно-следственных связей: Акции vs.

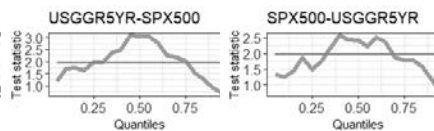
Стейблкоины

Примечания: на данном рисунке представлены графики тестовых статистик, полученных в результате анализа причинности по квантильным средним между акциями и стабильными монетами. По горизонтальной оси отложены квантили, а по вертикальной оси - t-статистика. Толстая горизонтальная ось на каждом графике - критическое значение 1,96 (т.е. 95%-ный уровень значимости). Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Мы проверяем гипотезу о том, что изменения регрессанта не обусловлены изменениями регрессора по методу Грейнджера.

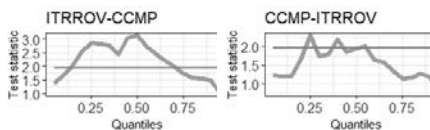
Панель А: ITRROV vs. SPX500.



Панель В: USGGR5YR vs. SPX500.



Панель С: ITRROV vs. CCMP.



Панель D: USGGR5YR vs. CCMP.

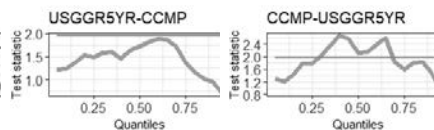
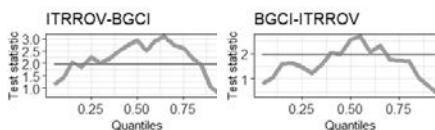


Рис. 5. Анализ причинно-следственных связей:

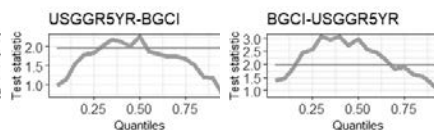
Казначейские облигации против акций

Примечания: на данном рисунке представлены графики тестовых статистик, полученных в результате анализа причинности по квантильным средним между казначейскими облигациями и акциями. По горизонтальной оси отложены квантили, а по вертикальной оси - t-статистики. Толстая горизонтальная ось на каждом графике - критическое значение 1,96 (т.е. 95%-ный уровень значимости). Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Мы проверяем гипотезу о том, что изменения регрессанта не вызваны изменениями регрессора по методу Грейнджера.

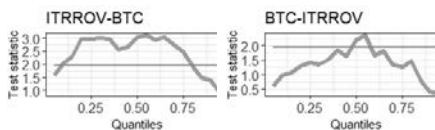
Панель А: ITRROV vs. BGCI.



Панель В: USGGR5YR vs. BGCI.



Панель С: ITRROV vs. BTC.



Панель D: USGGR5YR vs. BTC.

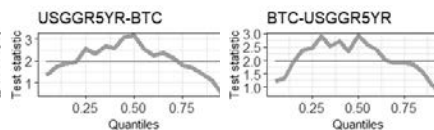


Рис. 6. Анализ причинно-следственных связей:

Казначейские облигации против криптовалют

Примечания: на данном рисунке представлены графики тестовых статистик, полученных в результате анализа причинности по квантильным средним между казначейскими облигациями и криптовалютами. По горизонтальной оси отложены квантили, а по вертикальной оси - t-статистика. Толстая горизонтальная ось на каждом графике - критическое значение 1,96 (т.е. 95%-ный уровень значимости). Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Мы проверяем гипотезу о том, что изменения регрессанта не вызваны изменениями регрессора по методу Грейнджера.

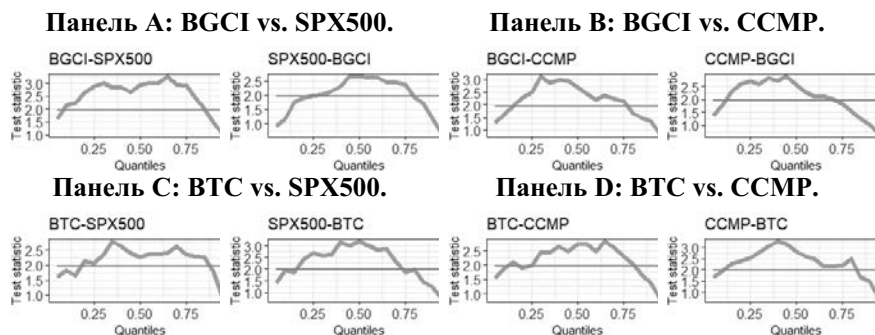


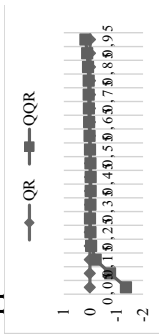
Рис. 7. Анализ причинно-следственных связей:

Криптовалюты против акций

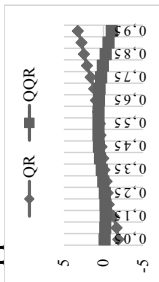
Примечания: на данном рисунке представлены графики тестовых статистик, полученных в результате анализа причинности по квантильным средним между криптовалютами и акциями. По горизонтальной оси отложены квантили, а по вертикальной оси - t-статистики. Толстая горизонтальная ось на каждом графике - критическое значение 1,96 (т.е. 95%-ный уровень значимости). Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Мы проверяем гипотезу о том, что изменения регрессанта не вызваны изменениями регрессора по методу Грейнджера.

Панель А: VGCI vs. ABMG.

Эффект VGCI на ABMG

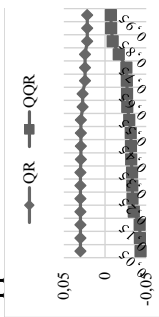


Эффект ABMG на VGCI

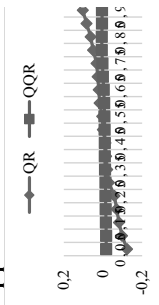


Панель А: ITRROV vs. ABMG.

Эффект ITRROV на ABMG

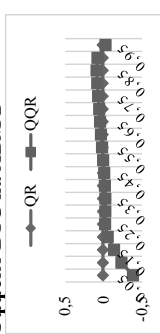


Эффект ABMG на ITRROV

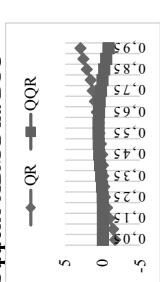


Панель В: BTC vs. ABMG.

Эффект BTC на ABMG

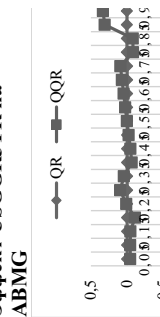


Эффект ABMG на BTC



Панель В: USGGR5YR vs. ABMG.

Эффект USGGR5YR на ABMG



Эффект ABMG на USGGR5YR

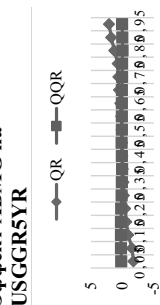


Рис. 8. Линейные графики наклонов QR и QQR: Криптовалюты против Стейблкоинов.

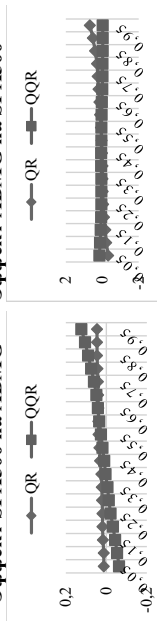
Примечания: на данном рисунке представлены линейные графики оценок QR и QQR между криптовалютами и стабильными монетами. По оси х отложены квантили, а по оси у - бета-оценки. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

Рис. 9. Линейные графики наклонов QR и QQR: Казначейства против Стейблкоинов.

Примечания: на данном рисунке представлены линейные графики оценок QR и QQR между казначейскими облигациями и стабильными монетами. По оси х показаны квантили, а по оси у - бета-оценки. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

Панель А: SPX500 vs. АВМГ.

Эффект SPX500 на АВМГ



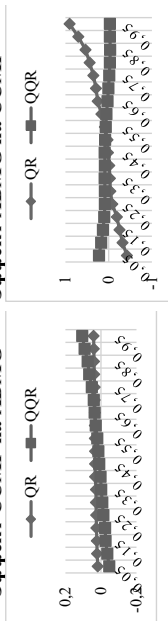
Панель А: ITRROV vs. SPX500.

Эффект ITRROV на SPX500



Панель В: ССМР vs. АВМГ.

Эффект ССМР на АВМГ



Панель В: USGGR5YR vs. ССМР.

Эффект ССМР на USGGR5YR

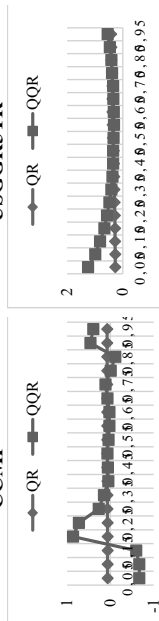


Рис. 10. Линейные графики наклонов QR и QQR: Акции против Стейблкоинов.

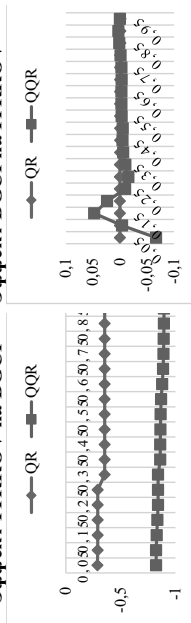
Примечания: на данном рисунке представлены линейные графики оценок QR и QQR между акциями и стейблкоинами. По оси х отложены квантили, а по оси у - оценки бета. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

Рис. 11. Линейные графики наклонов QR и QQR: Казначейские облигации против акций.

Примечания: на данном рисунке представлены линейные графики оценок QR и QQR между казначейскими облигациями и акциями. По оси х отложены квантили, а по оси у - оценки бета. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

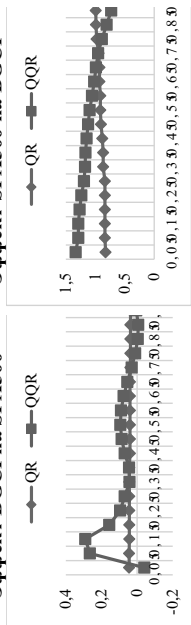
Панель А: ITRROV vs. BGC1.

Эффект ITRROV на BGC1



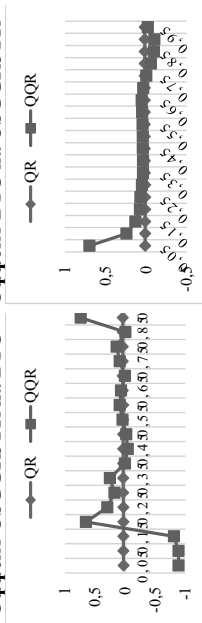
Панель А: BGGCI vs. SPX500.

Эффект BGGCI на SPX500



Панель В: USGGR5YR vs. BTC.

Эффект USGGR5YR на BTC



Панель В: BTC vs. CSMP.

Эффект CSMP на BTC

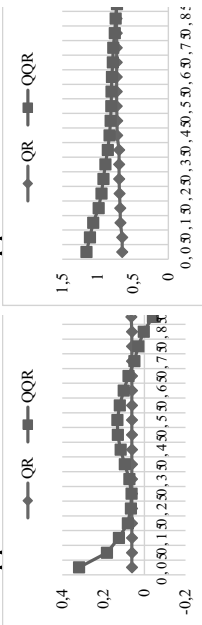


Рис. 12. Линейные графики наклонов QR и QQR: Казначейские облигации против криптовалют.

Примечания: на данном рисунке представлены линейные графики оценок QR и QQR между казначейскими облигациями и криптовалютами. По оси х показаны квантили, а по оси у – бета-оценки. Период выборки – с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

Рис. 13. Линейные графики наклонов QR и QQR: Криптовалюты против акций.

Примечания: на данном рисунке представлены линейные графики оценок QR и QQR между криптовалютами и акциями. По оси х показаны квантили, а по оси у – оценки бета. Период выборки – с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

Таблица 1

**Причинность в квантилях (causality-in-quantiles) между
криптовалютами и стейблкоинами**

tau	Панель А: BGC1 vs. ABMG.		Панель В: BTC vs. ABMG.	
	BGC1->ABMG	ABMG->BGC1	BTC->ABMG	ABMG->BTC
0.05	4.0298***	0.6357	4.5223***	0.9944
0.10	2.7670***	0.7970	3.0394***	1.2669
0.15	2.3254**	0.8204	2.5516**	1.1277
0.20	2.2710**	0.8796	2.5824***	1.0589
0.25	2.0309**	1.0740	2.4974**	1.0167
0.30	2.3355**	1.1141	2.4846**	1.0852
0.35	2.1525**	1.4251	2.2523**	1.0388
0.40	2.1398**	1.1798	2.2391**	1.0199
0.45	2.0500**	1.2235	2.3909**	0.9052
0.50	1.8620*	1.0291	2.3093**	0.8227
0.55	1.9156*	0.9880	2.1884**	0.7948
0.60	1.8248*	1.2245	2.0629**	0.8726
0.65	1.4183	1.1248	1.7148*	0.8891
0.70	1.2067	0.9659	1.4563	0.8205
0.75	1.3576	1.0244	1.2824	0.8575
0.80	1.1415	0.9092	1.0995	0.8773
0.85	0.9982	0.8870	1.0105	0.8339
0.90	0.6712	0.6428	0.6720	0.6726
0.95	0.0908	0.3167	0.0778	0.3367

Примечания: В данной таблице приведены тестовые статистики causality-in-quantile-means тестов между криптовалютами и стейблкоинами. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Проверяется гипотеза о том, что изменения регрессора не являются причиной по Грейнджеру для изменения регрессанта. Тестовые статистики, составляющие 1,645, 1,96 и 2,567, отмечены знаками [*], [**] и [***] для обозначения уровней статистической значимости [10%], [5%] и [1%] соответственно.

Таблица 2

**Причинность в квантилях (causality-in-quantiles) между
казначейскими облигациями США и стейблкоинами**

tau	Панель А: ITRROV vs ABMG.		Панель В: USGGR5YR vs ABMG.	
	ITRROV- >ABMG	ABMG- >ITRROV	USGGR5YR ->ABMG	ABMG- >USGGR5YR
0.05	4.5023***	0.5422	4.5919***	1.2946
0.10	3.3030***	0.5577	3.1975***	1.8064*
0.15	2.8142***	0.7696	2.7290***	2.5054**
0.20	2.9064***	0.9942	2.5554**	2.7559***
0.25	2.7703***	1.3791	2.3585**	2.6198***
0.30	2.6565***	1.4696	2.6054**	2.5767***
0.35	2.4896**	1.3533	2.7484***	2.7667***
0.40	2.3310**	1.7152*	2.6142**	2.6858***
0.45	2.3149**	1.5091	2.2706**	2.5335**
0.50	2.2740**	1.4873	2.1171**	2.4030**
0.55	1.8975*	1.2888	1.9386*	2.3055**
0.60	1.7774*	1.1046	1.7402*	2.3420**
0.65	1.4102	1.0447	1.4569	2.1585**
0.70	1.2477	1.0142	1.3251	1.9361*
0.75	1.2620	0.8194	1.2150	1.7193*
0.80	1.0387	0.9700	1.0513	1.7995*
0.85	1.0021	0.7967	0.9538	1.7900*
0.90	0.6256	0.8018	0.5810	1.5539
0.95	0.0782	0.3758	0.0843	0.9980

Примечания: В данной таблице приведены тестовые статистики causality-in-quantile-means тестов между казначейскими облигациями и стейблкоинами. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Проверяется гипотеза о том, что изменения регрессора не являются причиной по Грейнджеру для изменения регрессанта. Тестовые статистики 1,645, 1,96 и 2,567 отмечены знаками [*], [**] и [***] для обозначения уровней статистической значимости [10%], [5%] и [1%] соответственно.

Таблица 3

Причинно-следственная связь между акциями и стейблкоинами

tau	Панель А: SPX500 vs ABMG.		Панель В: CCMP vs ABMG.	
	SPX500->ABMG	ABMG->SPX500	CCMP->ABMG	ABMG->CCMP
0.05	4.1790***	1.1059	4.6018***	0.9232
0.10	2.7471***	1.0855	3.0608***	1.0201
0.15	2.3261**	1.0470	2.7270***	1.0280
0.20	2.2888**	1.1539	2.6507***	1.0382
0.25	2.6606***	1.0748	2.8481***	1.1778
0.30	2.5423**	1.0214	2.7285***	1.0962
0.35	2.4364**	1.1744	2.5156**	1.2174
0.40	2.3728**	1.2244	2.5294**	1.2435
0.45	2.4160**	1.1801	2.5727**	1.2305
0.50	2.2506**	1.1137	2.4332**	1.4577
0.55	2.2081**	1.1116	2.2630**	1.4818
0.60	2.0872**	0.9398	2.0719**	1.3077
0.65	1.8017*	0.9807	1.8151*	1.3110
0.70	1.6317*	1.0079	1.6127	1.2470
0.75	1.3465	0.9380	1.3662	1.2554
0.80	1.2139	0.8765	1.2454	0.8696
0.85	0.8350	0.6698	1.0591	0.8841
0.90	0.6498	0.5458	0.6964	0.4590
0.95	0.0838	0.3588	0.0744	0.4546

Примечания: В данной таблице приведены тестовые статистики тестов причинно-следственных связей между акциями и стейблкоинами. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Проверяется гипотеза о том, что изменения регрессанта не обусловлены изменениями регрессора по методу Грейнджера. Тестовые статистики 1,645, 1,96 и 2,567 отмечены знаками [*], [**] и [***] для обозначения уровней статистической значимости [10%], [5%] и [1%] соответственно.

Таблица 4

Причинно-следственная связь между казначейскими облигациями США и акциями

tau	Панель А: ITRROV vs. SPX500.		Панель В: USGGR5YR vs. SPX500.		Панель С: ITRROV vs. CCMP.		Панель D: USGGR5YR vs. CCMP.	
	ITRROV- >SPX500	SPX500- >ITRROV	USGGR5YR- >SPX500	SPX500- >USGGR5YR	ITRROV- >CCMP	CCMP- >ITRROV	USGGR5YR- >CCMP	CCMP- >USGGR5YR
0.05	1.7362*	1.1916	1.1853	1.3273	1.3651	1.2366	1.2260	1.3109
0.10	1.9585*	1.1244	1.7127*	1.2491	1.6801*	1.2111	1.2328	1.2131
0.15	2.0789**	1.3272	1.7467*	1.4259	2.0149**	1.2093	1.3698	1.4345
0.20	2.1630**	1.3538	1.6450*	1.8582*	2.5249**	1.6401	1.5357	1.7716*
0.25	2.1829**	1.5735	1.9682**	1.4868	2.8568***	2.2949**	1.4851	1.7879*
0.30	2.3781**	1.3705	1.9743**	1.7508*	2.8343***	1.7531*	1.5784	2.0320**
0.35	2.5533**	1.5159	2.3752**	2.1724**	2.7775***	1.7827*	1.6103	2.3516**
0.40	2.5997***	1.7640*	2.4981**	2.5636***	2.4495**	2.1890**	1.4587	2.6653***
0.45	2.8362***	1.5874	3.0725***	2.4376**	3.0293***	1.8472*	1.6344	2.5581**
0.50	2.8052***	1.6008	3.0508***	2.4162**	3.1289***	1.9429*	1.7334*	2.1198**
0.55	2.9832***	1.5943	3.0492***	2.2364**	2.7518***	2.0036**	1.8102*	2.1543*
0.60	2.7554***	1.3526	2.7616***	2.5249**	2.4556**	1.6310	1.8854*	2.3792**
0.65	2.8531***	1.2948	2.2726**	2.3696**	2.2221**	1.5847	1.8774*	2.5792***
0.70	2.7928***	1.4772	2.1740**	1.8925*	2.0059**	1.3720	1.7200*	1.8255*
0.75	2.5687***	1.0262	2.0300**	1.7786*	1.7483*	1.1467	1.3679	1.6089
0.80	2.5280**	0.9927	1.5222	1.7869*	1.5877	1.1561	1.1696	1.8010*
0.85	1.6437	0.7563	1.2574	1.5736	1.5388	1.2848	1.0255	1.8416*
0.90	1.2373	0.8423	0.9205	1.1728	1.5058	1.1860	0.9457	1.4961
0.95	0.9292	0.5879	0.6891	0.7274	1.0103	0.7464	0.7019	0.8432

Примечания: В данной таблице приведена тестовая статистика тестов причинно-следственных связей между казначейскими облигациями США и акциями. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Мы оцениваем гипотезу о том, что изменения регрессанта не обусловлены изменениями регрессора по методу Грейнджера. Тестовые статистики, равные 1,645, 1,96 и 2,567, отмечены знаками [*], [**] и [***] для обозначения уровней статистической значимости [10%], [5%] и [1%] соответственно.

Таблица 5

Причинно-следственная связь между казначейскими облигациями США и криптовалютами															
Панель A: ITRROV vs. BGC1.				Панель B: USGGR5YR vs. BGC1.				Панель C: ITRROV vs. BTC.				Панель D: USGGR5YR vs. BTC.			
tau	ITRROV- >BGC1	BGC1- >ITRROV	USGGR5YR- >BGC1	BGC1- >USGGR5YR	ITRROV- >BTC	BTC- >ITRROV	USGGR5YR- >BTC	BTC- >USGGR5YR	ITRROV- >BTC	BTC- >ITRROV	USGGR5YR- >BTC	BTC- >USGGR5YR			
0.05	1.1347	0.8126	0.9770	1.4025	1.5843	0.6143	1.3478	1.2244	1.3478	0.6143	1.3478	1.2244			
0.10	1.4229	1.0443	1.1360	1.4542	2.0190**	0.9876	1.7163*	1.3349	1.7163*	0.9876	1.7163*	1.3349			
0.15	2.0393**	1.6020	1.5585	1.8649*	2.3208**	1.0659	1.8906*	1.9405*	1.8906*	1.0659	1.8906*	1.9405*			
0.20	1.8636*	1.6285	1.7876*	2.4506**	2.9792***	1.2961	1.9630**	2.3632**	1.9630**	1.2961	1.9630**	2.3632**			
0.25	2.2393**	1.4808	1.8303*	2.5595**	2.9743***	1.3998	2.5662**	2.4671**	2.5662**	1.3998	2.5662**	2.4671**			
0.30	2.0056*	1.2561	2.0266**	3.0566***	3.0000***	1.3611	2.3489*	2.8985***	2.3489*	1.3611	2.3489*	2.8985***			
0.35	2.1948*	1.5600	2.1799**	2.9320***	2.9771***	1.5170	2.6747*	2.5430**	2.6747*	1.5170	2.6747*	2.5430**			
0.40	2.4905**	2.0157**	2.1429**	3.0631***	2.5598**	1.8436*	2.5946***	2.7006***	2.5946***	1.8436*	2.5946***	2.7006***			
0.45	2.7168***	1.9766**	2.0120**	2.7344***	2.6644***	1.6262	3.0890***	2.3490***	3.0890***	1.6262	3.0890***	2.3490***			
0.50	2.9198***	2.5328**	2.2640**	2.9584***	3.0281***	2.1944**	3.1602***	2.9242***	3.1602***	2.1944**	3.1602***	2.9242***			
0.55	2.5123*	2.6729***	1.8674*	2.5762*	3.0945***	2.3461**	2.5477*	2.5888***	2.5477*	2.3461**	2.5477*	2.5888***			
0.60	2.9022***	2.0542**	1.8025*	2.4635**	2.9427***	1.6715*	2.2515*	2.4058***	2.2515*	1.6715*	2.2515*	2.4058***			
0.65	3.0793***	2.3065**	1.7473*	2.1923**	3.0433***	1.8137*	2.3894*	2.0076**	2.3894*	1.8137*	2.3894*	2.0076**			
0.70	2.7362***	1.7600*	1.7415*	1.8469*	2.7661***	1.3454	2.1620**	1.9144*	2.1620**	1.3454	2.1620**	1.9144*			
0.75	2.6274***	1.7167*	1.6738*	1.8876*	2.4532**	1.2559	1.7970*	1.9129*	1.7970*	1.2559	1.7970*	1.9129*			
0.80	2.2097**	1.7035*	1.5079	1.6106	1.9226*	1.4623	1.6840*	1.8561*	1.6840*	1.4623	1.6840*	1.8561*			
0.85	1.9074*	1.0475	1.2014	1.5455	1.4849	0.8031	1.4367	1.5814	1.4367	0.8031	1.4367	1.5814			
0.90	1.0342	0.7235	1.1802	1.2515	1.3897	0.4074	1.1416	1.1082	1.1416	0.4074	1.1416	1.1082			
0.95	0.7522	0.3961	0.7471	0.8597	0.8916	0.3482	0.5320	0.7726	0.5320	0.3482	0.5320	0.7726			

Примечания: В данной таблице приведена тестовая статистика тестов на причинно-следственные связи между казначейскими облигациями США и криптовалютами. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Проверяется гипотеза о том, что изменения регрессанта не обусловлены изменениями регрессора по методу Грейнджера. Тестовые статистики, составляющие 1,645, 1,96 и 2,567, отмечены знаками [*], [**] и [***], обозначающими уровни статистической значимости [10%], [5%] и [1%] соответственно.

Таблица 6

Причинно-следственная связь между криптовалютами и акциями

tau	Панель A: BGCI vs. SPX500.		ССМР.		Панель B: ITRROV vs.		ССМР.		Панель C: BTC vs. SPX500.		Панель D: BTC vs. ССМР.	
	BGCI->SPX500	SPX500->BGCI	BGCI->ССМР	ССМР->BGCI	BGCI->SPX500	SPX500->BGCI	BTC->SPX500	SPX500->BTC	BTC->ССМР	ССМР->BTC		
0.05	1.6300	0.9119	1.2732	1.3791	1.6067	1.4085	1.5586	1.6772*				
0.10	2.1492*	1.1759	1.6232*	1.7621*	1.8293*	1.9306*	1.8765*	1.9338*				
0.15	2.2181**	1.7737*	1.9531*	2.2729**	1.6601*	1.8554*	2.1006**	2.2727**				
0.20	2.6180***	1.9005*	2.2734**	2.5824***	2.1269**	2.3890**	1.9020*	2.3696**				
0.25	2.8745***	2.0059**	2.4944**	2.6848***	2.0799**	2.7017***	1.9853**	2.5256**				
0.30	2.9974**	2.0198*	3.1245***	2.6005***	2.3360**	2.5708**	2.4618**	2.8014***				
0.35	2.8535***	2.1265**	2.8768***	2.8291***	2.7828***	2.6274***	2.4452**	3.0446***				
0.40	2.8273***	2.3033**	2.9990***	2.7280***	2.6128***	3.1399***	2.6498***	3.2586***				
0.45	2.6407***	2.6460***	2.9813***	2.8804***	2.3915**	2.9876***	2.4875**	3.1467***				
0.50	2.9271***	2.6541***	2.7054***	2.5506**	2.2526**	3.1739***	2.7480***	2.8284***				
0.55	3.0165***	2.6210***	2.4409**	2.2760**	2.3615**	2.9983**	2.7309**	2.5840***				
0.60	3.0121***	2.6231***	2.2001**	2.1116*	2.3812**	2.8414***	2.4856**	2.4855**				
0.65	3.2525***	2.4635**	2.3858**	2.1180*	2.3951**	2.8730***	2.8198***	2.1424**				
0.70	2.9443***	2.4652**	2.2505**	2.0075*	2.6350***	2.3404**	2.6249***	2.1705**				
0.75	2.9037***	2.3763**	2.1494**	1.8145*	2.3452**	1.8686*	2.3020**	2.1989**				
0.80	2.4395**	1.9251*	1.6729*	1.5291	2.2839**	1.9836**	2.0553**	2.4849**				
0.85	1.9967**	1.7053*	1.4974	1.2500	2.2574**	1.4338	1.6570*	1.6742*				
0.90	1.4723	1.1681	1.3417	1.0416	1.7815*	1.2474	1.3696	1.4836				
0.95	1.0240	0.6362	0.8359	0.6487	0.8642	0.7098	0.8035	0.6817				

Примечания: В данной таблице приведены тестовые статистики тестов причинно-следственных связей между криптовалютами и акциями. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года. Проверяется гипотеза о том, что изменения регрессанта не обусловлены изменениями регрессора по методу Грейнджера. Тестовые статистики, составляющие 1,645, 1,96 и 2,567, отмечены знаками [*], [**] и [***] для обозначения уровней статистической значимости [10%], [5%] и [1%] соответственно.

ПРИЛОЖЕНИЕ 5

Таблица 1

Матрица взаимосвязи переливов (spillover connectedness matrix) по полной выборке и по подвыборкам

		Полная выборка																	
НИККЕИ	SPX_500	IND	CCMP	ITRR	USG	USG	USG	USGGR10	BGCI	BTC	ETH	XBUSD	XLMUSD	ABM	USD	USDT	К_группы	Inc. own	NET
НИККЕИ	15.66	1.94	1.67	1.8	3.49	4.32	3.61	3.6	3.12	4.32	3.19	4.42	1.88	7.08	1.13	7.02	54.88	70.34	-29.46
SPX_500	9.69	18.4	18.0	8	14.71	0.39	0.33	0.47	4.21	2.82	4.37	2.85	3.63	1.25	0.34	1.82	60.97	79.05	-20.95
INDU	8.87	17.18	13.5	2	19.17	0.22	0.19	0.23	4.69	3.28	4.62	3.27	4.21	0.62	0.02	0.82	62.12	81.29	-18.71
CCMP	9.42	16.8	2	19.17	0.22	0.21	0.19	0.23	4.69	3.28	4.62	3.27	4.21	0.62	0.02	0.82	62.12	81.29	-18.71
ITRR0V	4.59	2.37	3.27	1.88	25.59	12.95	18.39	2.1	3.08	4.01	3.99	3.99	1.05	8.47	1.89	8.38	98.9	124.49	24.49
USGGR2YR	3.7	1.84	2.53	1.5	12.3	25.11	18.1	13.5	2.12	2.75	2.48	2.74	0.89	5.62	0.75	5.51	76.332	101.43	1.43
USGGR5YR	4.77	2.46	3.43	1.97	19.79	19.73	23.67	21.44	2.89	3.69	3.4	3.67	1.01	7.76	1.5	7.72	105.23	128.92	2.892
USGGR10Y	5.3	2.84	3.95	2.26	22.61	15.26	21.45	23.82	3.41	4.34	3.98	4.3	1.07	9.27	2.06	9.28	111.37	135.18	3.518
BGCI	3.31	5.54	4.03	6.74	0.05	0.08	0.03	0.05	12.96	9.52	12.32	9.44	14.12	0.02	0.23	0	65.48	78.44	-21.56
BTC	3.35	4.68	3.93	5.7	0.92	1.25	0.81	0.8	11.67	13.17	9.84	12.99	13.15	2.76	0.97	2.53	75.34	88.52	-11.48
ETH	3.38	5.58	4.14	6.51	0.13	0.1	0.05	0.15	11.95	7.47	13.37	7.31	10.9	0.3	0.18	0.46	58.81	72.18	-27.82
XBUSD	3.33	4.71	4.07	5.62	1	1.35	0.91	0.89	11.5	13.01	9.63	13.43	14	3.01	1.07	2.79	76.89	90.32	-9.68
XLMUSD	1.45	2.71	2.26	3.23	0.23	0.4	0.26	0.16	7.72	6.56	6.26	6.94	25.28	0.83	0.03	0.68	39.7	64.99	-35.01
ABMG Index	6.95	3.88	5.14	3.4	4.52	5.8	3.62	4.09	5.68	7.46	6.23	7.4	2.02	17.64	0.67	15.74	82.6	100.24	0.24
USDT	0.67	0.34	0.52	0.25	0.65	0.39	0.51	0.59	0.43	0.61	0.44	0.62	0.11	1.08	85.63	1.13	8.34	93.97	-6.03
USDT_ETH	15.36	8.73	11.8	7.49	7.65	12.14	7.65	8.58	11.31	14.6	12.79	14.4	3.78	32.2	2.77	33.98	171.24	205.23	105.23
OT_группы	84.34	81.6	81.2	80.83	74.41	74.89	76.33	76.18	87.04	86.83	86.63	86.57	74.72	82.36	14.37	66.02	1215.02	131	75.94

		Подвыборка А																	
НИККЕИ	SPX_500	IND	CCMP	ITRR	USG	USG	USG	USGGR10	BGCI	BTC	ETH	XBUSD	XLMUSD	ABM	USD	USDT	К_группы	Inc. own	NET
НИККЕИ	22.02	1.13	1.15	0.96	2	0.89	1.7	1.57	1.64	2.92	1.17	1.6	0.11	4.92	5.62	1.14	28.53	50.55	-49.45
SPX_500	5.54	13.21	13.1	8	13.09	5.79	7.83	8.63	4.57	3.52	5.26	4.77	7.88	5.87	9.67	5.12	110.77	123.98	23.98
INDU	5.28	12.93	4	12.79	4.91	7.05	8.7	7.76	4.61	3.54	5.4	4.75	7.77	5.84	9.53	4.74	105.61	118.75	18.75
CCMP	5.25	12.67	12.9	13.06	4.86	6.81	8.17	7.82	5.16	4.34	5.79	5.59	8.22	6.16	10.1	4.79	108.4	121.47	21.47
ITRR0V	6.1	5.61	5.43	5.88	21.09	14.46	11.65	12.62	0.36	0.21	0.45	0.22	0.47	6.26	2.12	5.37	76.41	97.5	-2.5
USGGR2YR	6.16	8.44	10.1	8.43	17.53	18.48	15.45	15.36	1.47	1.11	1.65	1.25	1.3	7.08	2.13	6.76	101.88	120.36	20.36
USGGR5YR	7.62	10.11	3	9.23	15.75	17.07	16.82	15.31	1.8	1.27	2.15	1.64	2.64	8.53	3.59	7.34	114.18	131	31
USGGR10Y	7.14	9.49	9.36	8.91	17.23	17.35	15.64	16.48	2.18	1.69	2.26	1.93	2.42	8.37	3.23	7.36	114.55	131.03	31.03
BGCI	5.13	3.59	3.64	4.03	2.02	1.97	1.84	2.47	16.76	17.63	15.88	15.77	10.91	3.17	4.21	2.17	94.62	111.18	11.18
BTC	6.33	2.64	2.64	3.18	1.85	1.52	1.26	1.89	16.2	18.23	15.14	15.94	9.21	2.75	3.21	1.91	85.67	103.9	4.9
ETH	5.4	3.75	3.75	4.34	1.74	2.17	1.73	2.52	16.72	17.33	15.03	16.27	9.46	2.86	3.47	2.98	98.4	114.06	14.06
XBUSD	5.4	3.75	3.75	4.34	1.74	2.17	1.73	2.52	16.72	17.33	15.03	16.27	9.46	2.86	3.47	2.98	98.4	114.06	14.06
XLMUSD	3.36	6.13	6.16	6.39	1.56	1.6	2.75	2.73	11.16	10.22	11.38	11.73	16.29	5.16	12.36	3.19	95.89	112.17	12.17
ABMG Index	3.04	0.52	0.46	0.67	0.38	0.14	0.44	0.52	0.45	0.31	0.32	0.54	1.46	17.92	3.74	9.7	22.7	40.62	-59.38

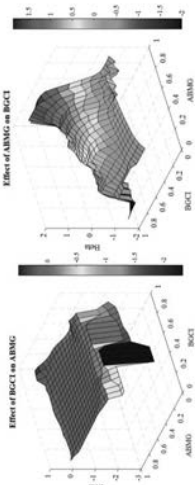
USDT	5.4	5.41	5.58	1.03	0.9	2.1	1.92	1.45	0.57	1.82	1.46	8.12	5.69	20.59	2.66	71.43	-28.57	
USDT_ETH	0.21	0.07	0.11	0.2	0.08	0.06	0.06	0.05	0.08	0.08	0.46	0.25	5.09	0.58	32.51	7.44	39.94	
OT aprxmx	77.98	86.79	6	86.94	78.91	81.52	83.24	83.24	81.77	83.79	83.23	83.71	82.08	79.41	67.49	1310.42	TCI	81.9

Hollandsegra B																		
NIKKEI	SPX_500	IND	CCMP	ITRR	USG	USG	USG	USGGR10	BGCI	BTC	ETH	XBTUSD	XLMUSD	ABM	USD	USD	USD	USD
32.35	19.87	2.2	1.48	0.26	2.47	0.79	0.24	1.76	1.1	2.08	0.33	0.68	4.83	4.71	4.9	30.56	62.91	-37.09
8.37	16.81	2.44	17.26	1.04	0.12	0.33	0.81	5.87	3.33	4.01	5.35	6.23	3.03	6.39	6.63	76.9	101.32	1.32
7.71	18.32	15.6	18.87	0.78	0.13	0.23	0.56	7.49	7.14	7.68	7.3	7.11	4.22	3.69	3.78	91.77	110.64	10.64
4.86	1.62	2.08	1.66	26.8	18.62	22.39	24.21	0.52	0.39	0.66	0.67	0.72	1.78	1.81	1.91	80.95	107.75	7.75
3.01	1.18	1.33	1.31	25.53	34.53	26.6	24.74	0.16	0.11	0.3	0.22	0.55	2.95	2.35	2.3	107.99	141.15	141.15
2.01	1.63	1.96	1.7	24.06	18.33	24.4	26.92	0.45	0.32	0.59	0.54	0.99	1.99	1.64	1.77	82.37	109.29	9.29
7.17	7.55	5.62	9.14	0.22	0.25	0.22	0.72	18.07	17.16	17.9	15.49	13.66	9.43	3.11	3.02	111.5	126.97	29.57
5.73	6.58	4.72	8.47	0.91	0.2	0.17	0.52	16.74	18.67	15.79	18.27	14.12	8.83	3.26	3.11	107.43	129.69	26.09
7.26	7.39	5.42	8.87	1.14	0.27	0.32	0.87	17.19	15.45	18.64	13.13	11.97	9.59	3.23	3.17	105.27	123.91	23.91
4.31	6.31	4.9	8.16	1.19	0.22	0.23	0.7	14.11	16.96	12.62	20.09	14.74	7.13	2.96	2.87	97.4	117.5	17.5
5.03	7.45	7.62	7.88	1.09	0.33	0.63	1.24	11.84	12.56	10.92	14.17	20.76	5.07	2.46	2.49	90.8	111.56	11.56
0.73	0.44	0.56	0.25	0.8	4.35	1.64	0.92	0.55	0.39	0.24	0.24	0.65	30.96	3.23	3.05	18.82	49.77	-50.23
1.2	0.91	0.98	1	0.17	0.02	0.02	0.04	0.66	0.38	0.77	0.19	0.36	0.35	25.33	25.19	32.34	47.68	-42.32
1.1	1.03	75.5	1.13	0.17	0.02	0.02	0.04	0.61	0.32	0.71	0.18	0.41	0.49	23.15	23.44	32.32	57.75	-42.25
67.65	80.13	9	81.13	73.2	69.94	73.4	73.08	81.93	81.33	81.36	79.91	79.24	69.04	74.67	74.56	1216.15	TCI	7601

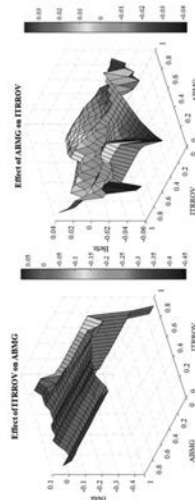
Hollandsegra C																		
NIKKEI	SPX_500	IND	CCMP	ITRR	USG	USG	USG	USGGR10	BGCI	BTC	ETH	XBTUSD	XLMUSD	ABM	USD	USD	USD	USD
27.87	16.67	1.37	0.82	0.77	0.77	1.11	0.8	1.05	2.22	0.53	1.64	3.69	6.92	6.92	2.76	28.14	56.01	-43.99
7.9	16.12	17.7	15.63	3.73	7.09	6.13	3.92	7.22	6.82	8.27	7.07	7.02	4.56	4.31	4.32	111.33	128.01	28.01
7.92	16.11	15.9	14.42	3.3	6.63	5.57	3.37	6.01	6.09	6.62	6.36	6.99	4.52	3.92	3.95	101.78	119.55	19.55
3.68	2.52	2.42	2.47	25.49	10.39	15.89	21.13	0.79	1.17	0.54	1.64	2.67	3.43	5.11	5.59	77.25	102.74	2.74
2.69	4.92	4.96	4.34	10.84	23.83	14.58	11.74	1.48	1.71	1.82	2.03	0.86	4.34	4.41	4.24	74.95	98.78	-1.22
5.27	5.32	5.23	5.02	19.93	17.62	20.51	21.17	1.65	2.43	1.24	2.04	0.89	4.51	5.74	6.39	105.32	125.83	25.83
4.49	3.07	2.92	3.03	22.84	12.17	18.31	23.7	0.99	1.66	0.72	2.04	0.35	3.93	5.35	6.12	87.99	111.68	11.68
4.97	7.4	6.7	8.24	1.47	2.6	1.93	1.53	17.79	14.84	18.4	14.39	9.15	3.35	4.64	4.49	104.08	121.87	21.87
6.25	6.59	6.27	7.55	2.49	3.05	2.85	2.54	14.69	17.98	10.83	17.59	12.17	5	4.32	4.54	106.74	124.72	24.72
3.59	7.16	6.35	7.49	0.38	2.18	0.98	0.62	14.9	8.67	21.54	8.05	4.93	2.18	4.05	3.65	75.39	96.93	-5.07
4.37	4.04	4.36	4.36	4.27	0.33	1.26	0.55	0.2	5.94	7.61	4.36	73.4	6.59	6.98	5.17	105.38	124.83	14.83
3.63	0.16	0.25	0.14	0.13	0.23	0.06	0.1	0.08	1.05	0.25	0.1	28.2	39.14	0.86	0.99	9	48.15	-51.85
1.72	1.13	0.94	1.38	0.93	1.57	1.3	1.22	2.45	1.48	2.99	1.24	1.86	0.66	20.51	19.38	40.26	60.77	-39.23
2.01	1.09	0.86	1.35	1.02	1.11	1.31	1.31	2.25	1.41	2.55	1.22	1.61	0.61	20.06	20.09	39.76	59.85	-40.15
72.13	83.33	2	83.8	74.51	76.17	79.49	76.3	82.21	82.02	78.46	81.9	71.1	60.86	79.49	79.91	1243.9	TCI	7774

Примечания: В данной таблице представлена матрица связей переливов между доходностями различных переменных в полной выборке и подвыборках (А, В и С). Оценки основаны на длине лага порядка 1 и горизонте прогнозирования 10 шагов вперед. Все подвыборки включают акции (CCMP, INDU, NIKKEI и SPX 500), казначейские облигации США (ITRROV, USGGR2YR, USGGR5YR и USGGR10YR), криптовалюты (BGCI, BTC, ETH, XBTUSD и XLMUSD) и стейблкоины (ABMG, USDT и USD_ETH). Полная выборка охватывает период с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года; подвыборка А приходится на период с 20 февраля 2020 года по 23 марта 2020 года; подвыборка В охватывает период с 04 января 2022 года по 14 марта 2022 года; подвыборка С охватывает период с 16 августа 2022 года по 30 сентября 2022 года.

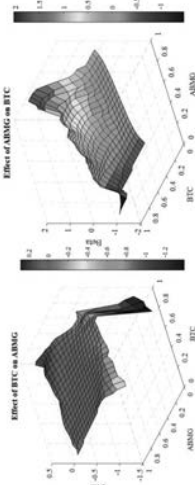
Panel A: BGCI vs. ABMG.



Panel A: PTRROV vs. ABMG.



Panel B: BTC vs. ABMG.



Panel B: USGRSYR vs. ABMG.

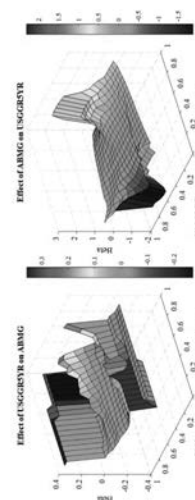


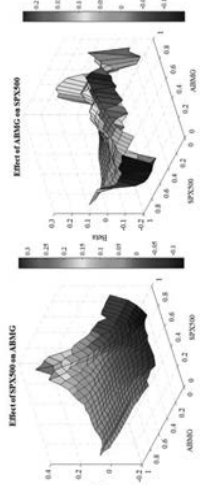
Рис. 1. 3D-анализ QQR-оценок: криптовалюты vs. стейблкоины

Примечания: на данном рисунке представлены QQR-оценки между криптовалютами и стейблкоинами в трехмерном виде. По осям x, y и z показаны квантили регрессора, квантили регрессанта и бета-оценки соответственно. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

Рис. 2. 3D-анализ QQR-оценок: казначейские облигации vs. стейблкоины

Примечания: на данном рисунке представлены QQR-оценки между казначейскими облигациями и стейблкоинами в трехмерном виде. По осям x, y и z показаны квантили регрессора, квантили регрессанта и бета-оценки соответственно. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

Panel A: SPX500 vs. ABMG.



Panel B: CCMP vs. ABMG.

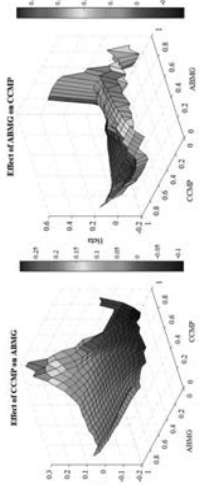
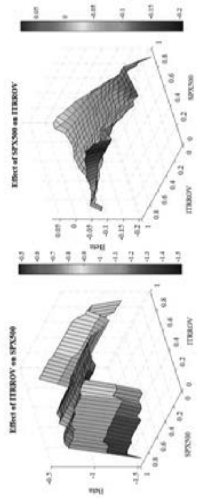


Рис. 3. 3D-анализ QQR-оценок: акции vs. стейблкоины

Примечания: на данном рисунке представлены QQR-оценки между акциями и стейблкоинами в трехмерном виде. По осям x , y и z показаны квантили регрессора, квантили регрессанта и бета-оценки соответственно. Период выборки – с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

Panel A: PTRROY vs. SPX500.



Panel B: USGGRSYR vs. CCMP.

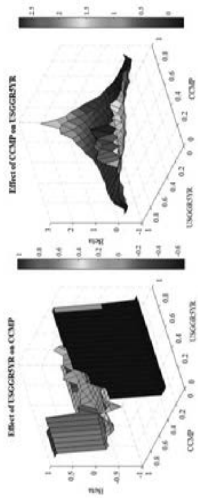


Рис. 4. 3D-анализ QQR-оценок: казначейские

облигации vs. акции
Примечания: на данном рисунке представлены QQR-оценки между казначейскими облигациями и акциями в трехмерном виде. По осям x , y и z показаны квантили регрессора, квантили регрессанта и бета-оценки соответственно. Период выборки – с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

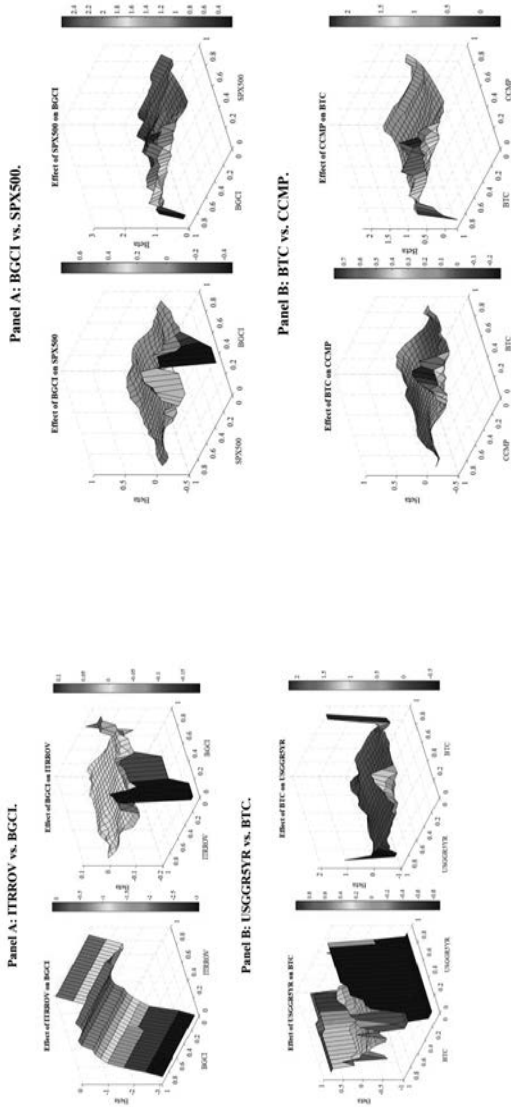


Рис. 5. 3D-анализ QQR-оценок: казначейские облигации vs. криптовалюты

Примечания: на данном рисунке представлены QQR-оценки между казначейскими облигациями и криптовалютами в трехмерном виде. По осям x, y и z показаны квантили регрессора, квантили регрессанта и бета-оценки соответственно. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

Рис. 6. 3D-анализ QQR-оценок: криптовалюты vs. акции

Примечания: на данном рисунке представлены QQR-оценки между криптовалютами и акциями в трехмерном виде. По осям x, y и z показаны квантили регрессора, квантили регрессанта и бета-оценки соответственно. Период выборки - с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года.

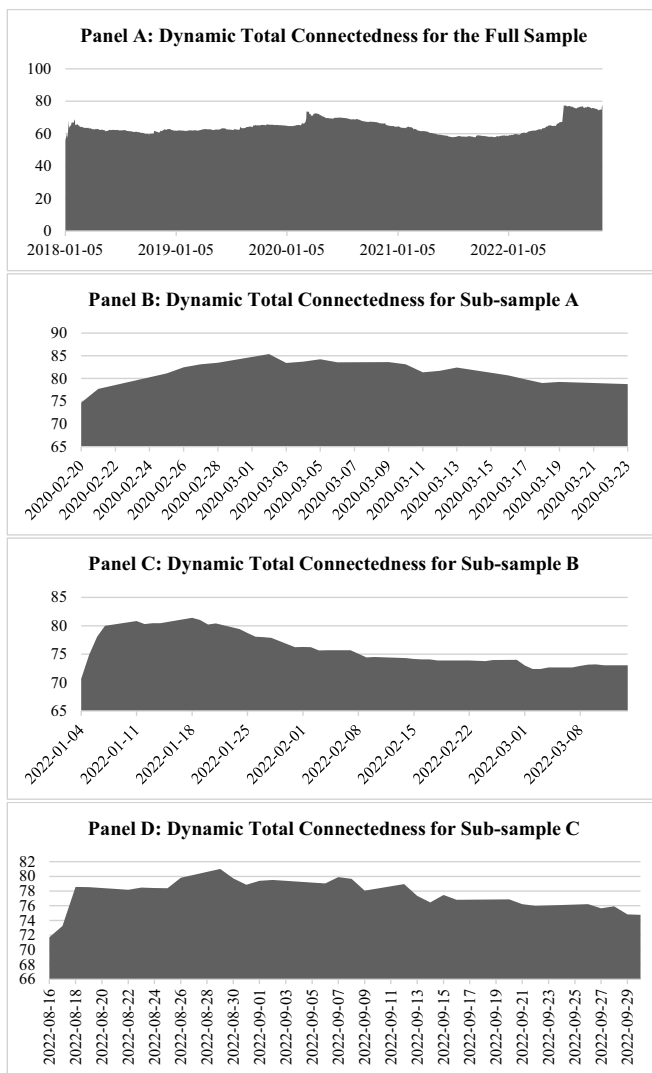
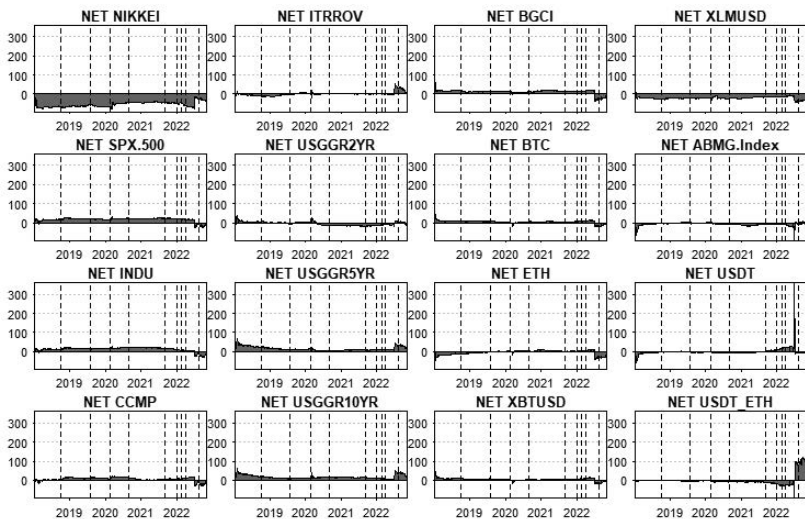
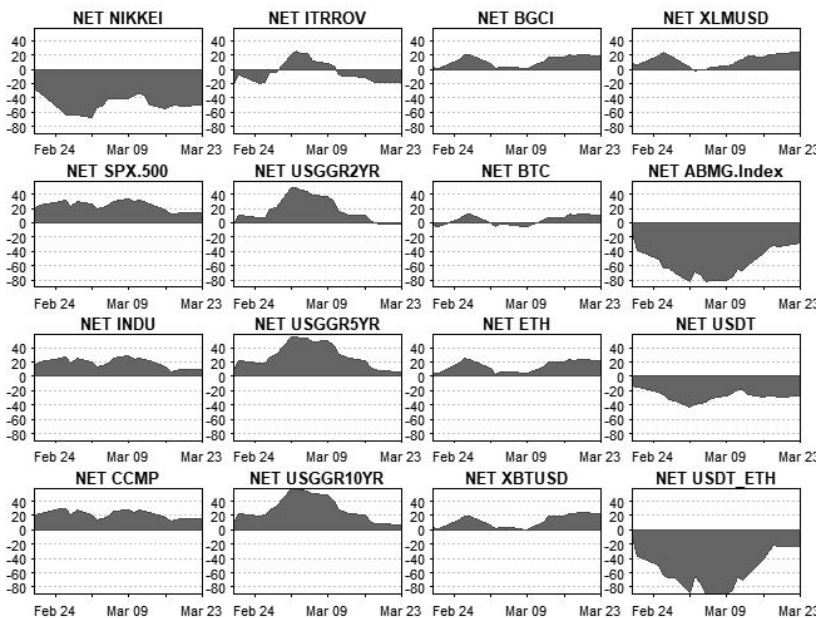


Рис. 7. Общая изменяющаяся во времени связанность (Total time-varying connectedness)

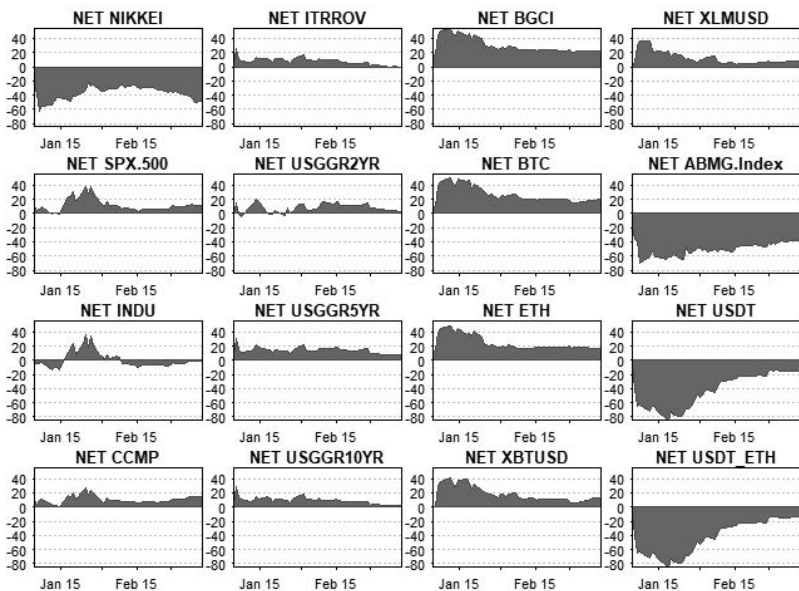
Примечания: на данном рисунке представлена динамическая общая (изменяющаяся во времени) связанность между анализируемой системой, включающей акции (SPX 500, CCMF, INDU и NIKKEI), казначейские облигации США (USGGR2YR, ITRROV, USGGR10YR и USGGR5YR), криптовалюты (BTC, BGC1, XBTUSD, XLMUSD и ETH) и стейблкоины (USDT, USD_ETH и ABMG). Оценки основаны на длине лага порядка 1 и горизонте прогнозирования 10 шагов вперед. Полная выборка охватывает период с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года; подвыборка А - с 20 февраля 2020 года по 23 марта 2020 года; подвыборка В - с 04 января 2022 года по 14 марта 2022 года; подвыборка С - с 16 августа 2022 года по 30 сентября 2022 года.



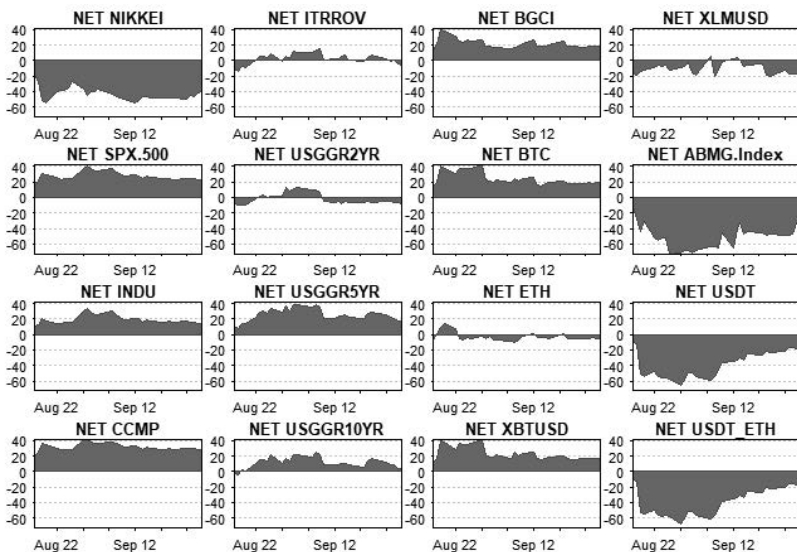
Панель А: Чистая изменяющаяся во времени связанность по всей выборке (Net time-varying connectedness across the full sample).



Панель В: Чистая изменяющаяся во времени связанность по подвыборке А (Net time-varying connectedness across sub-sample A).



Панель С: Чистая изменяющаяся во времени связанность по подвыборке В (Net time-varying connectedness across sub-sample B).



Панель D: Чистая изменяющаяся во времени связанность по подвыборке C (Net time-varying connectedness across sub-sample C).

Рис. 8. Чистая изменяющаяся во времени связанность (Net time-varying connectedness)

Примечания: на данном рисунке представлена чистая изменяющаяся во времени связанность между анализируемой системой, состоящей из акций (SPX 500, CCMP, INDU и NIKKEI), казначейских облигаций США (USGGR2YR, ITRROV, USGGR10YR и USGGR5YR), криптовалют (BTC, BGCI, XBTUSD, XLMUSD и ETH) и стейблкоинов (USDT, USD_ETH и ABMG). Оценки основаны на длине лага порядка 1 и горизонте прогнозирования 10 шагов вперед. Полная выборка охватывает период с 05 января 2018 года по 10 ноября 2022 года; подвыборка А - с 20 февраля 2020 года по 23 марта 2020 года; подвыборка В - с 04 января 2022 года по 14 марта 2022 года; подвыборка С - с 16 августа 2022 года по 30 сентября 2022 года.

ПРИЛОЖЕНИЕ 6

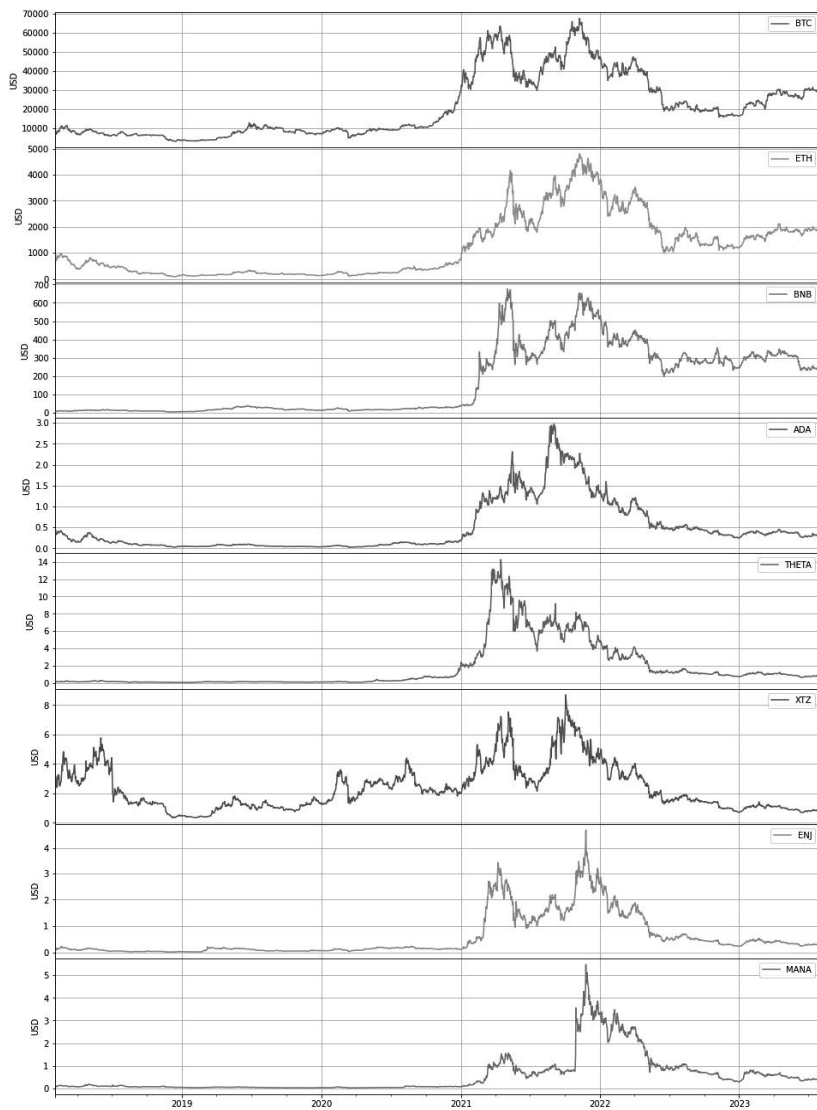


Рис. 1. Графики цен исследуемых криптовалют

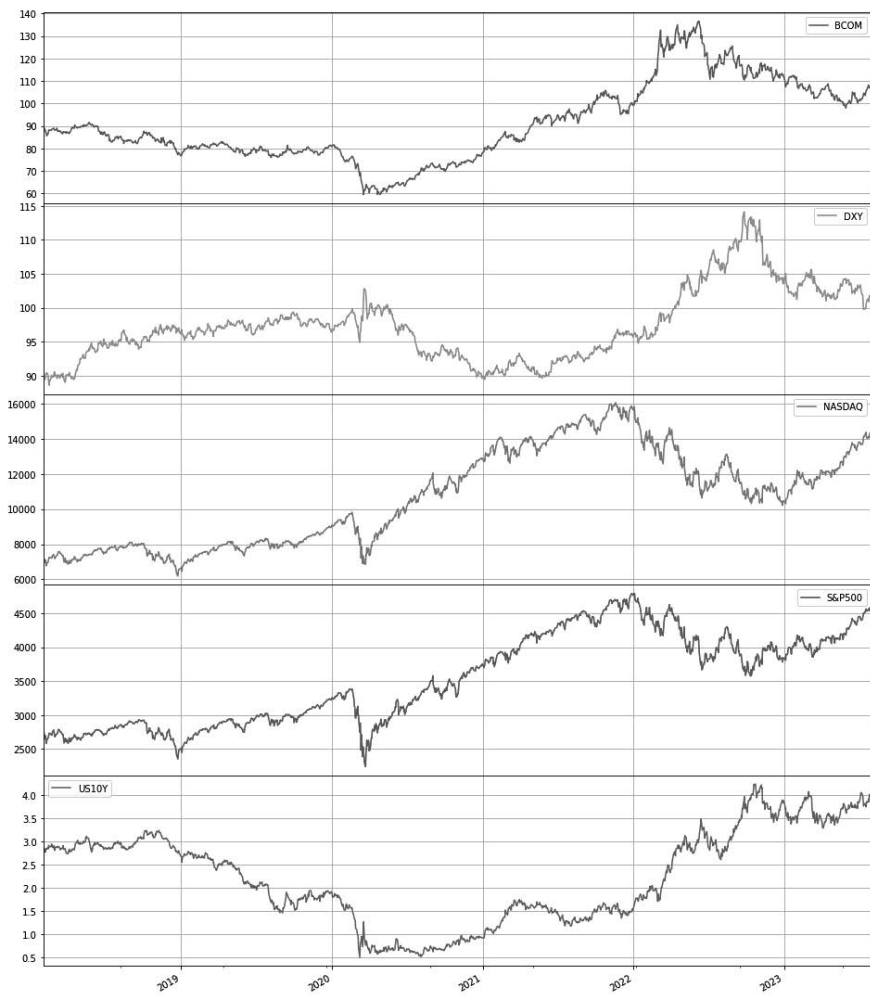


Рис. 2. Графики цен исследуемых традиционных активов

Таблица 1

**Оценка статической взаимосвязи доходностей анализируемых
криптовалют**

	BTC	ETH	BNB	ADA	THETA	XTZ	ENJ	MANA	Contribution From Others
BTC	26.5	18.2	11. 6	12.8	7.8	9.6	6.9	6.6	73.5
ETH	17.0	24.8	11. 8	14.4	7.7	10. 4	7.4	6.6	75.3
BNB	13.6	14.5	30. 9	11.3	7.1	9.3	6.5	6.8	69.1
ADA	13.8	16.5	10. 3	28.3	7.6	10. 1	6.9	6.6	71.8
THETA	10.8	11.2	8.3	9.6	36. 4	8.0	8.5	7.2	63.6
XTZ	11.9	13.7	9.9	11.7	7.2	33. 2	6.5	5.9	66.8
ENJ	9.6	10.9	7.6	9.0	8.6	7.3	36. 4	10. 6	63.6
MANA	9.4	10.1	8.3	8.9	7.6	6.9	11. 0	37. 9	62.2
Contribution to others	86.1	95.1	67. 8	77.7	53. 6	61. 6	53. 7	50. 3	545. 9
Contribution including own	112. 6	119. 9	98. 7	106. 0	90. 0	94. 8	90. 1	88. 2	TCI
NET	12.6	19.8	- 1.3	5.9	- 10. 0	- 5.2	- 9.9	- 11. 9	68.2

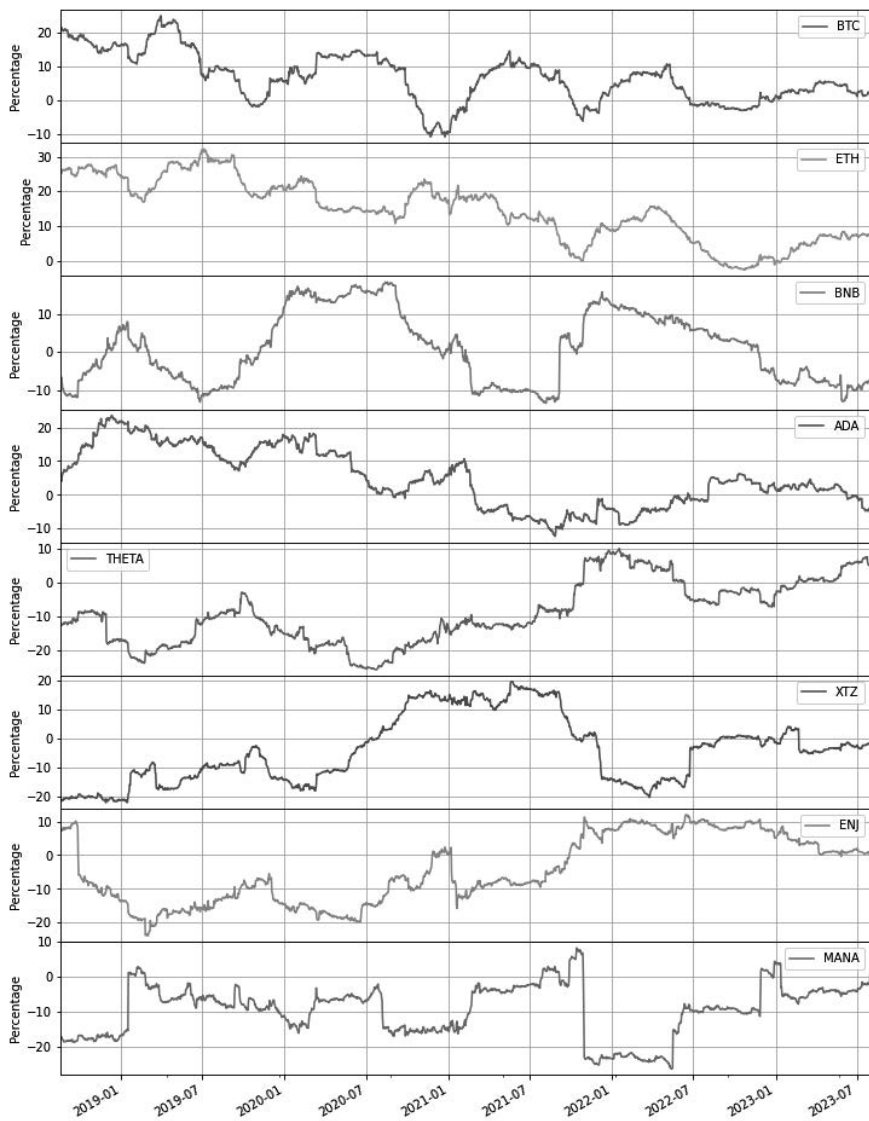


Рис. 3. Динамика чистых взаимосвязей доходностей анализируемых криптовалют

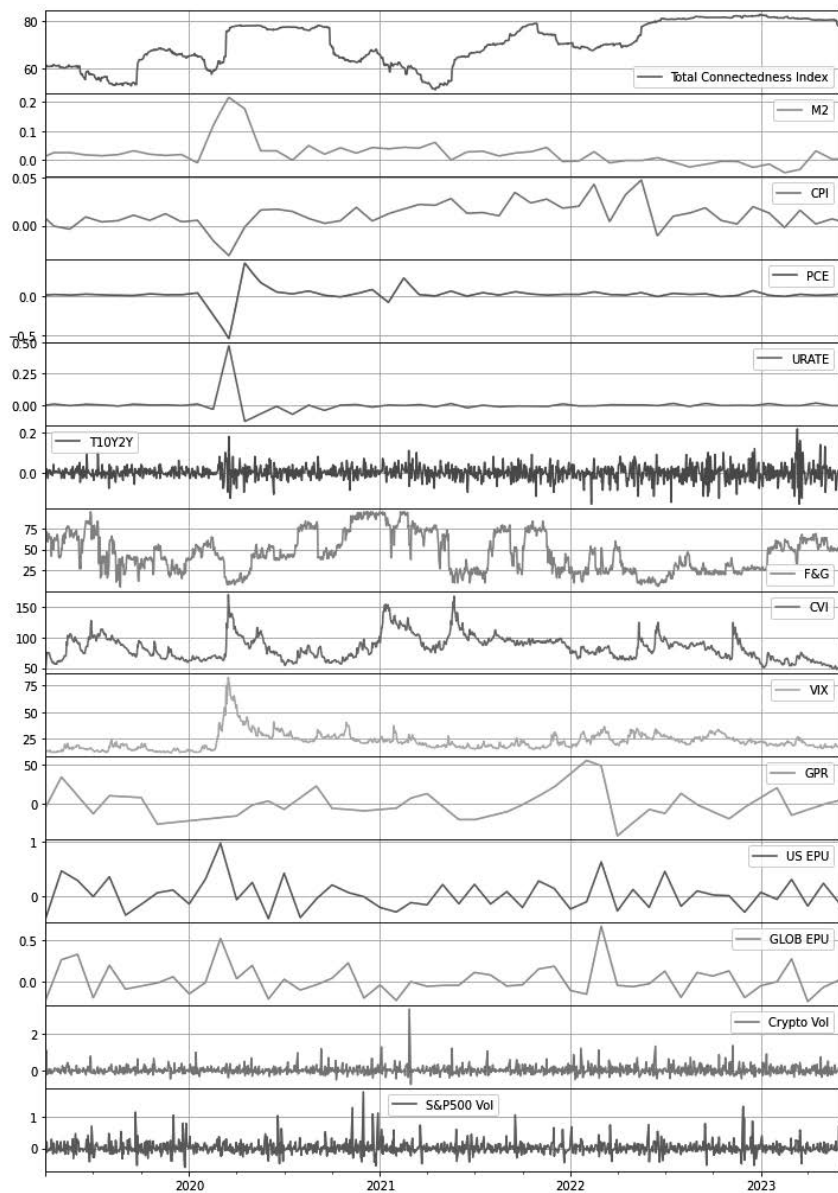


Рис. 4. Временные ряды проверяемых факторов

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Аналитический портал Chainanalysis. URL: <https://www.chainanalysis.com/>
2. Аналитический портал Coingecko. URL: <https://www.coingecko.com/>
3. Аналитический портал Crypto.com. URL: <https://crypto.com>
4. Аналитический портал Intotheblock.com URL: <https://www.intotheblock.com/>
5. Аналитический портал Nonfungible. URL: <https://nonfungible.com/>
6. Гречко, А. С., & Кудрявцев, О. Е. (2019). Калибровка умеренно устойчивых моделей Леви по данным криптовалют Bitcoin и Ethereum. *Инженерный вестник Дона*, (8 (59)), 47.
7. Интерфакс. Продажи NFT в 2021 году взлетели в 215 раз и достигли \$17,6 млрд. 2021. URL: <https://www.interfax.ru/digital/827452>
8. Лях, В. В. (2021). Мы решительно будем пресекать манипулирование на фондовом рынке. *АЭИ Прайм*, 3.
9. Стэнфорд, Эрика. (2023). Лихая крипта. Кто и как зарабатывает на цифровых валютах. ООО «Издательство «Эксмо».
10. Тасс. Цифровая валюта центральных банков: где используют и тестируют. URL: <https://tass.ru/info/17624617>
11. Федеральный закон "О цифровых финансовых активах, цифровой валюте и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации" от 31.07.2020 N 259-ФЗ (последняя редакция).
12. Центральный банк Российской Федерации. Децентрализованные финансы: информационно-аналитический доклад Банка России. 2022.
13. Agyei, S. K. (2022). Diversification benefits between stock returns from Ghana and Jamaica: Insights from time-frequency and VMD-based asymmetric quantile-on-quantile analysis. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022, 1–16. <https://doi.org/10.1155/2022/9375170>
14. Agyei, S. K. (2023). Emerging markets equities' response to geopolitical risk: Time-frequency evidence from the Russian-Ukrainian conflict era. *Heliyon*, 9(2), e13319. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13319>
15. Agyei, S. K., A. M. Adam, A. Bossman, O. Asiamah, P. Owusu Junior, R. Asafo-Adjei, and E. Asafo-Adjei (2022). Does volatility in cryptocurrencies drive the interconnectedness between the cryptocurrencies market? Insights from wavelets. *Cogent Economics & Finance* 10(1), 2061682.

16. Aharon, D. Y., & Demir, E. (2022). NFTs and asset class spillovers: Lessons from the period around the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, 47, 102515.
17. Ahn, Y. (2022). Asymmetric tail dependence in cryptocurrency markets: a model-free approach. *Finance Research Letters* 47, 102746.
18. Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S., & Umar, Z. (2022). COVID-19 media coverage and ESG leader indices. *Finance Research Letters*, 45, 102170. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102170>
19. Akyildirim, E., Aysan, A. F., Cepni, O., & Darendeli, S. P. C. (2021). Do investor sentiments drive cryptocurrency prices?. *Economics Letters*, 206, 109980.
20. Al Guindy, M. (2021). Cryptocurrency price volatility and investor attention. *International Review of Economics & Finance*, 76, 556-570.
21. Aleti, S., & Mizrach, B. (2021). Bitcoin spot and futures market microstructure. *Journal of Futures Markets*, 41(2), 194-225.
22. Alexander, C., & Imeraj, A. (2021). Practical applications of the Bitcoin VIX and its variance risk premium. *The Journal of Alternative Investments*.
23. Aliu, F., Bajra, U., & Preniqi, N. (2022). Analysis of diversification benefits for cryptocurrency portfolios before and during the COVID-19 pandemic. *Studies in Economics and Finance*, 39(3), 444-457.
24. Allen, H. J. (2023). DeFi: Shadow Banking 2.0?, *William and Mary Law Review* 64, 919-968.
25. Almansour, B. Y., Almansour, A. Y., & In'airat, M. (2020). The impact of exchange rates on bitcoin returns: Further evidence from a time series framework. *International Journal of Scientific and Technology Research*, 9(2), 4577-4581.
26. Alonso-Monsalve, S., Suárez-Cetrulo, A. L., Cervantes, A., & Quintana, D. (2020). Convolution on neural networks for high-frequency trend prediction of cryptocurrency exchange rates using technical indicators. *Expert Systems with Applications*, 149, 113250.
27. Alsindi, W. Z., & Lotti, L. (2021). Mining. *Internet Policy Review*, 10 (2).
28. Ametrano, F. (2016). "Hayek Money: The Cryptocurrency Price Stability Solution." Available at <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2425270>.
29. Amirshahi, B & Salim Lahmiri, (2023), Hybrid deep learning and GARCH-family models for forecasting volatility of cryptocurrencies. *Machine Learning with Applications*, 12, 6 doi:10.1016/j.mlwa.2023.100465
30. Amler, H., Eckey, L., Faust, S., Kaiser, M., Sandner, P., & Schlosser, B. (2021, September). Defi-ning defi: Challenges & pathway. In 2021 3rd

- Conference on Blockchain Research & Applications for Innovative Networks and Services (BRAINS) (pp. 181-184). IEEE
31. Anamika, Chakraborty, M., & Subramaniam, S. (2021). Does sentiment impact cryptocurrency? *Journal of Behavioral Finance*.
 32. Anamika, Chakraborty, M., & Subramaniam, S. (2023). Does sentiment impact cryptocurrency? *Journal of Behavioral Finance*, 24(2), 202-218.
 33. Andrade, D. M. D., Barros Jr, F., Motoki, F. Y., & Oliveira da Silva, M. (2021). Price dynamics of cryptocurrencies in parallel markets: evidence from Bitcoin exchanges in Brazil. *Studies in Economics and Finance*, 38(5), 1040-1053.
 34. Ante, L. (2022). The non-fungible token (NFT) market and its relationship with Bitcoin and Ethereum. *FinTech*, 1(3), 216-224.
 35. Ante, L., & Meyer, A. (2021). Cross-listings of blockchain-based tokens issued through initial coin offerings: Do liquidity and specific cryptocurrency exchanges matter?. *Decisions in Economics and Finance*, 44(2), 957-980.
 36. Ante, L., Fiedler, I., & Strehle, E. (2021a). The impact of transparent money flows: Effects of stablecoin transfers on the returns and trading volume of Bitcoin. *Technological Forecasting and Social Change*, 170, 120851.
 37. Ante, L., Fiedler, I., & Strehle, E. (2021b). The influence of stablecoin issuances on cryptocurrency markets. *Finance Research Letters*, 41, 101867.
 38. Antonakakis, N., Chatziantoniou, I., & Gabauer, D. (2020). Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(4), 84.
 39. Antulov-Fantulin, N., Guo, T., & Lillo, F. (2021). Temporal mixture ensemble models for probabilistic forecasting of intraday cryptocurrency volume. *Decisions in Economics and Finance*, 44(2), 905-940.
 40. Ardis, J. (2021). How Has the Media Covered Beeple and NFTs? URL: <https://auctiondaily.com/news/how-has-the-media-covered-beeple-and-nfts/> (Accessed on 10.05.2023).
 41. Arnold, L., Brennecke, M., Camus, P., Fridgen, G., Guggenberger, T., Radszuwill, S., & Urbach, N. (2019). Blockchain and initial coin offerings: Blockchain's implications for crowdfunding. *Business Transformation through Blockchain: Volume I*, 233–272.
 42. Asafo-Adjei, E., Agyei, S. K., Adam, A. M., Bossman, A., & Gherghina, Ş. C. (2022). On the nexus between constituents and global energy commodities: an asymmetric analysis. *Applied Economics Letters*, 1–9. <https://doi.org/10.1080/13504851.2022.2140753>

43. Aslanidis, N., Bariviera, A. F., & Perez-Laborda, A. (2021). Are cryptocurrencies becoming more interconnected?. *Economics Letters*, 199, 109725.
44. Aste, T. (2019). Cryptocurrency Market Structure: Connecting Emotions and Economics. *Digital Finance*. 1: 5–21.
45. Aydođan, B., Vardar, G., & Taçođlu, C. (2022). Volatility spillovers among G7, E7 stock markets and cryptocurrencies. *Journal of Economic and Administrative Sciences*.
46. Babich, V., and G. Hilary. (2018a). “Blockchain and Other Distributed Ledger Technologies in Operations.” SSRN. Available at https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3232977.
47. Babich, V., and G. Hilary. (2018b). Distributed Ledgers and Operations: What Operations Management Researchers Should Know about Blockchain Technology.” Georgetown McDonough School of Business Research Paper No. 3131250.
48. Bahga, A., & Madiseti, V. K. (2020). A Value Token Transfer Protocol (VTTP) for Decentralized Finance. *Journal of Software Engineering and Applications*, 13(11), 303.
49. Bakas, D., Magkonis, G., & Oh, E. Y. (2022). What drives volatility in Bitcoin market? *Finance Research Letters*, 50, 103237.
50. Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The journal of Finance*, 61(4), 1645-1680.
51. Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J., & Renault, T. (2021). Twitter-derived measures of economic uncertainty. Available online: [PolicyUncertainty.com](https://www.policyuncertainty.com) (accessed on 10 January 2023).
52. Balcilar, M., Gabauer, D., & Umar, Z. (2021). Crude oil futures contracts and commodity markets: New evidence from a TVP-VAR extended joint connectedness approach. *Resources Policy*, 73, 102219. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102219>
53. Baldan, C., & Zen, F. (2020). The bitcoin as a virtual commodity: Empirical evidence and implications. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 3, 21. doi: 10.3389/frai.2020.00021.
54. Ballis, A., & Drakos, K. (2020). Testing for herding in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 33, 101210.
55. Baruník, J., & Křehlík, T. (2018). Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics*, 16(2), 271–296.
56. Baumöhl, E. (2019). Are cryptocurrencies connected to forex? A quantile cross-spectral approach. *Finance Research Letters*, 29, 363-372.
57. Baur, D. G., & Dimpfl, T. (2018). Asymmetric volatility in cryptocurrencies. *Economics Letters*, 173, 148-151.

58. Baur, D. G., & Hoang, L. T. (2021). A crypto safe haven against Bitcoin. *Finance Research Letters*, 38, 101431.
59. Baur, D. G., & Hoang, L. T. (2021). A crypto safe haven against Bitcoin. *Finance Research Letters*, 38, 101431. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101431>
60. Baur, D. G., & Lucey, B. M. (2010). Is gold a hedge or a safe haven? An analysis of stocks, bonds and gold. *Financial Review*, 45(2), 217–229. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.2010.00244.x>
61. Baur, D. G., Dimpfl, T., & Kuck, K. (2018). Bitcoin, gold and the US dollar—A replication and extension. *Finance research letters*, 25, 103-110.
62. Będowska-Sójka, B., Kliber, A., & Rutkowska, A. (2021). Is Bitcoin still a king? Relationships between prices, volatility and liquidity of cryptocurrencies during the pandemic. *Entropy*, 23(11), 1386.
63. Bennett, S., Charbonneau, K., Leopold, R., Mezon, L., Paradine, C., Scilipoti, A., & Villmann, R. (2020). Blockchain and cryptoassets: Insights from practice. *Accounting Perspectives*, 19(4), 283-302.
64. BenSaïda, A. (2023). The linkage between bitcoin and foreign exchanges in developed and emerging markets. *Financial Innovation* 9(1), 38.
65. Bhosale, J., & Mavale, S. (2018). Volatility of select cryptocurrencies: A comparison of Bitcoin, Ethereum and Litecoin. *Annu. Res. J. SCMS, Pune*, 6.
66. Binance Academy. Статья Cryptocurrency. URL: <https://academy.binance.com/en/glossary/cryptocurrency>
67. Binance Academy. Delegated Proof of Stake Explained. 27.04.2023 URL: <https://academy.binance.com/en/articles/delegated-proof-of-stake-explained>
68. Birjali, M., Kasri, M., Beni-Hssane, A. (2021). A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges, and trends. *Knowledge-Based Systems*, Vol. 226, 107134.
69. Bleher, J., & Dimpfl, T. (2019). Today I got a million, tomorrow, I don't know: on the predictability of cryptocurrencies by means of Google search volume. *International Review of Financial Analysis*, 63, 147-159.
70. Bojaj, M. M., Muhadinovic, M., Bracanovic, A., Mihailovic, A., Radulovic, M., Jolicic, I., ... & Milacic, V. (2022). Forecasting macroeconomic effects of stablecoin adoption: A Bayesian approach. *Economic Modelling*, 109, 1057
71. Boonparn, P., Bumrungsook, P., Sookhnaphibarn, K., & Choensawat, W. (2022, March). Social data analysis on play-to-earn non-fungible tokens (NFT) games. In *2022 IEEE 4th Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech)* (pp. 263-264). IEEE.

72. Bossman, A., Gherghina, Ş. C., Asafo-Adjei, E., Adam, A. M., & Agyei, S. K. (2022). Exploring the asymmetric effects of economic policy uncertainty and implied volatilities on energy futures returns: Novel insights from quantile-on-quantile regression. *Journal of Business Economics and Management*, 23(6), 1351–1376.
73. Bossman, A., Gubareva, M., & Teplova, T. (2023a). Asymmetric effects of geopolitical risk on major currencies: Russia-Ukraine tensions. *Finance Research Letters*, 51, 103440. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103440>
74. Bossman, A., Gubareva, M., & Teplova, T. (2023b). EU sectoral stocks amid geopolitical risk, market sentiment, and crude oil implied volatility: An asymmetric analysis of the Russia-Ukraine tensions. *Resources Policy*, 82, 103515. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.103515>
75. Bossman, A., Owusu Junior, P., & Tiwari, A. K. (2022c). Dynamic connectedness and spillovers between Islamic and conventional stock markets: time- and frequency-domain approach in COVID-19 era. *Heliyon*, 8(4), e09215. <https://doi.org/10.1016/J.HELIYON.2022.E09215>
76. Bouoiyour, J., & Selmi, R. (2016). Bitcoin: A beginning of a new phase. *Economics Bulletin*, 36(3), 1430–1440.
77. Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019b). Herding behaviour in cryptocurrencies. *Finance Res Lett* 29: 216–221.
78. Bouri, E., Gupta, R., Lau, C. K. M., Roubaud, D., & Wang, S. (2018). Bitcoin and global financial stress: A copula-based approach to dependence and causality in the quantiles. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 69, 297-307.
79. Bouri, E., Jalkh, N., Molnár, P., & Roubaud, D. (2017a). Bitcoin for energy commodities before and after the December 2013 crash: diversifier, hedge or safe haven?. *Applied Economics*, 49(50), 5063-5073.
80. Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D., & Hagfors, L. I. (2017b). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier?. *Finance Research Letters*, 20, 192-198.
81. Bouri, E., Vo, X. V., & Saeed, T. (2021). Return equicorrelation in the cryptocurrency market: Analysis and determinants. *Finance Research Letters*, 38, 101497.
82. Brauneis, A., Mestel, R., & Theissen, E. (2021). What drives the liquidity of cryptocurrencies? A long-term analysis. *Finance Research Letters*, 39, 101537.
83. Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5-32.
84. Brewer, E. A. (2000, July). Towards robust distributed systems. In *PODC (Vol. 7, No. 10.1145, pp. 343477-343502)*.

85. Brown, G. W., & Cliff, M. T. (2004). Investor sentiment and the near-term stock market. *Journal of empirical finance*, 11(1), 1-27.
86. Brummer, C. J. (2023). Disclosure, DApps and DeFi, *Stanford Journal of Blockchain Law and Policy*, forthcoming.
87. Burggraf, T., Huynh, T. L. D., Rudolf, M., & Wang, M. (2021). Do FEARS drive bitcoin?. *Review of Behavioral Finance*, 13(3), 229-258.
88. Buterin, V. (2014). On Stake. *Ethereum Blog*. Available at <https://blog.ethereum.org/2014/07/05/stake/>
89. Caferra, R. (2020). Good vibes only: The crypto-optimistic behavior. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 28, 100407.
90. Caldara, D., & Iacoviello, M. (2022). Measuring geopolitical risk. *American Economic Review*, 112(4), 1194-1225.
91. Caldarelli, G. (2021). Wrapping Trust for Interoperability: A Preliminary Study of Wrapped Tokens. *Information* 13 (1): 1.
92. Caldarelli, G., & Ellul, J. (2021). The blockchain oracle problem in decentralized finance—a multivocal approach. *Applied Sciences*, 11(16), 7572.
93. Cankaya, S., Aykac Alp, E., & Findikci, M. (2019). News sentiment and cryptocurrency volatility. *Blockchain Economics and Financial Market Innovation: Financial Innovations in the Digital Age*, 115-140.
94. Caporale, G. M., Plastun, A., & Oliinyk, V. (2019). Bitcoin fluctuations and the frequency of price overreactions. *Financial Markets and Portfolio Management*, 33, 109-131.
95. Carter, N., & Jeng, L. (2021). DeFi protocol risks: The paradox of DeFi. *Regtech, Suptech and Beyond: Innovation and Technology in Financial Services” RiskBooks—Forthcoming Q, 3.*
96. Catania, L., & Grassi, S. (2022). Forecasting cryptocurrency volatility. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 878-894.
97. Celeste, V., Corbet, S., & Gurdgiev, C. (2020). Fractal dynamics and wavelet analysis: Deep volatility and return properties of Bitcoin, Ethereum and Ripple. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 76, 310-324.
98. Charfeddine, L., N. Benlagha, and Y. Maouchi (2020). Investigating the dynamic relationship between cryptocurrencies and conventional assets: Implications for financial investors. *Economic Modelling* 85, 198–217.
99. Chaum, D. (1983). Blind Signatures for Untraceable Payments. *Advances in Cryptology Proceedings of Crypto 82: 199–203.*
100. Cheah, E. T., & Fry, J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economics letters*, 130, 32-36.

101. Chen, H., M. Pendleton, L. Njilla, and S. Xu. (2020). A Survey on Ethereum Systems Security: Vulnerabilities, Attacks, and Defenses. *ACM Computing Surveys* 53 (3): 67:1-67:43.
102. Chen, Y. (2021). Empirical analysis of bitcoin price. *Journal of Economics and Finance*, 45(4), 692–715. doi: 10.1007/s12197-02109549-5.
103. Chen, Y., & Bellavitis, C. (2020). Blockchain disruption and decentralized finance: The rise of decentralized business models. *Journal of Business Venturing Insights*, 13, e00151.
104. Cheong, C. W. (2019). Cryptocurrencies vs global foreign exchange risk. *The Journal of Risk Finance*, 20(4), 330-351.
105. Chico-Frias, A. E. (2021). Bitcoin, intrinsic value, and herd effect. *DLSU Business and Economics Review*, 31(1), 55–71. Available from: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid52-s2.085116401798&partnerID540&md55460456b5da1414f16044ff75072880e2>
106. Chohan, U. W. (2021). Non-fungible tokens: Blockchains, scarcity, and value. *Critical Blockchain Research Initiative (CBRI) Working Papers*.
107. Chokor, A., & Alfieri, E. (2021). Long and short-term impacts of regulation in the cryptocurrency market. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 81, 157-173.
108. Chowdhury, M. S. R., Damianov, D. S., & Elsayed, A. H. (2022). Bubbles and crashes in cryptocurrencies: Interdependence, contagion, or asset rotation? *Finance Research Letters*, 46, 102494.
109. Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. A. (2016). The digital agenda of virtual currencies: Can BitCoin become a global currency?. *Information Systems and e-Business Management*, 14, 883-919.
110. Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. A. (2016). The economics of BitCoin price formation. *Applied economics*, 48(19), 1799-1815.
111. Corbet, S., Goodell, J. W., & Günay, S. (2022). What drives DeFi prices? Investigating the effects of investor attention. *Finance Research Letters*, 48, 102883
112. Corbet, S., Goodell, J. W., Gunay, S., & Kaskaloglu, K. (2023). Are DeFi tokens a separate asset class from conventional cryptocurrencies?. *Annals of Operations Research*, 322(2), 609-630.
113. Corbet, S., Larkin, C., Lucey, B. M., Meegan, A., & Yarovaya, L. (2020). The impact of macroeconomic news on Bitcoin returns. *European Journal of Finance*. doi: 10.1080/1351847X.2020.1737168.
114. Corbet, S., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018a). Datestamping the Bitcoin and Ethereum bubbles. *Finance Research Letters*, 26, 81-88.

115. Corbet, S., Lucey, B., Peat, M., & Vigne, S. (2018). Bitcoin Futures—What use are they?. *Economics Letters*, 172, 23-27.
116. Cotillard, M. (2015). Bitcoin's Block Size Debate Tests Its Community Governance. *Brave New Coin*. 18 August. Available at <https://bravenewcoin.com/news/bitcoins-block-size-debate-testsits-community-governance/>
117. Council of the EU. Digital finance: Council adopts new rules on markets in crypto-assets (MiCA). URL: <https://www.consilium.europa.eu/en/press/press-releases/2023/05/16/digital-finance-council-adopts-new-rules-on-markets-in-crypto-assets-mica/>
118. Cretarola, A., & Figà-Talamanca, G. (2020). Bubble regime identification in an attention-based model for Bitcoin and Ethereum price dynamics. *Economics Letters*, 191, 108831.
119. Cretarola, A., and G. Figa-Talamanca. (2017). A Confidence-Based Model for Asset and Derivative Prices in the bitcoin Market. Available at <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2908921>.
120. Crettez, B., & Morhaim, L. (2022). General equilibrium cryptocurrency pricing in an OLG model. *Mathematical Social Sciences*, 117, 13–19.
121. Garsia, D., Tessone, C. J., Mavrodiev, P., & Perony, N. (2014). The digital traces of bubbles: Feedback cycles between socio-economic signals in the Bitcoin economy. *Journal of the Royal Society Interface*, 11(99), 0623. doi: 10.1098/rsif.2014.0623.
122. da Gama Silva, P. V. J., Klotzle, M. C., Pinto, A. C. F., & Gomes, L. L. (2019). Herding behavior and contagion in the cryptocurrency market. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 22, 41-50.
123. Dash, A. (2021). NFTs weren't supposed to end like this. *The Atlantic*. URL: <https://www.theatlantic.com/ideas/archive/2021/04/nfts-werent-supposed-end-like/618488/> (accessed on 05.05.2023).
124. De Angelis, P., De Marchis, R., Marino, M., Martire, A. L., & Oliva, I. (2021). Betting on bitcoin: a profitable trading between directional and shielding strategies. *Decisions in Economics and Finance*, 1-21.
125. Deer, M. What is a crypto launchpad, and how does it work? (2023). URL: <https://cointelegraph.com/news/what-is-a-crypto-launchpad-and-how-does-it-work>
126. Delmolino, K., M. Arnett, A. Kosba, A. Miller, and E. Shi. (2016). Step by Step Towards Creating a Safe Smart Contract: Lessons and Insights from a Cryptocurrency Lab.
127. Deng, S., Huang, Z. J., Sinha, A. P., & Zhao, H. (2018). The interaction between microblog sentiment and stock return: An empirical examination. *MIS Quarterly*, Vol. 42, Issue 3, P. 895-918.

128. Derose, C. (2015). Blockchain for Beginners - Behind the Ingenious Security Feature that Powers the Blockchain. American Banker. Available at <https://www.americanbanker.com/opinion/behind-the-ingenious-security-feature-that-powers-the-blockchain>.
129. Derviz, A. (2021). Decentralised finance, its prospects and limits: Is blockchain interoperability the only obstacle?. Occasional Publications- Chapters in Edited Volumes, 13-17.
130. Deshmukh, S., S. Warren, and K. Warbach. (2021). Decentralized Finance (DeFi) Policy-Maker Toolkit. World Economic Forum.
131. Dhingra, S., Arora, R., Katariya, P., Kumar, A., Gupta, V., & Jain, N. (2021). Understanding emotional health sustainability amidst COVID-19 imposed lockdown. Sustainability Measures for COVID-19 Pandemic, 211-235.
132. Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 57–66. <https://doi.org/10.1016/J.IJFORECAST.2011.02.006>
133. Dipple, S., Choudhary, A., Flamino, J., Szymanski, B. K., & Korniss, G. (2020). Using correlated stochastic differential equations to forecast cryptocurrency rates and social media activities. *Applied Network Science*, 5(1), 1-30.
134. Directorate-General for Financial Stability, Financial Services and Capital Markets Union. Anti-money laundering and countering the financing of terrorism legislative package. (2021). URL: https://finance.ec.europa.eu/publications/anti-money-laundering-and-countering-financing-terrorism-legislative-package_en
135. Dobrynskaya, V. and Dubrovskiy M. (2023). Cryptocurrencies Meet Equities: Risk Factors and Asset-pricing Relationships // *International Finance Review*. Vol. 22. P. 95-111.
136. Dobrynskaya V. V. Cryptocurrency Momentum and Reversal // *Journal of Alternative Investments*. (2023). P. 00-00. (в печати)
137. Dong, F., Z. Xu, and Y. Zhang. 2018. “Bubbly Bitcoin.” SSRN. Available at https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3290125.
138. Dowling, M. (2021). Fertile LAND: Pricing non-fungible tokens. *Finance Research Letters*, 44, 102096.
139. Dowling, M. (2022). Is non-fungible token pricing driven by cryptocurrencies?. *Finance Research Letters*, 44, 102097.
140. Dubey, P. (2022). Short-run and long-run determinants of bitcoin returns: transnational evidence. *Review of Behavioral Finance*, 14(4), 533-544.

141. Duran, R. E. and Griffin, P. (2021). Smart Contracts: Will Fintech be the Catalyst for the Next Global Financial Crisis? *Journal of Financial Regulation and Compliance* 29, 104-122.
142. Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar—A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85–92.
143. *Entropy* 23(12).
144. Eom, Y. (2021). Kimchi premium and speculative trading in bitcoin. *Finance Research Letters*, 38, 101505.
145. Erb, C., and C. Harvey. (2013). The Golden Dilemma. *Financial Analysts Journal* 69: 10–42.
146. Fang, F., Chung, W., Ventre, C., Basios, M., Kanthan, L., Li, L., & Wu, F. (2021). Ascertaining price formation in cryptocurrency markets with machine learning. *The European Journal of Finance*, 1-23.
147. Fantazzini, D., & Kolodin, N. (2020). Does the hashrate affect the bitcoin price?. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(11), 263.
148. Felix, T. H., & von Eije, H. (2019). Underpricing in the cryptocurrency world: evidence from initial coin offerings. *Managerial Finance*, 45(4), 563-578.
149. Feng, W., Wang, Y., & Zhang, Z. (2018). Can cryptocurrencies be a safe haven: a tail risk perspective analysis. *Applied Economics*, 50(44), 4745-4762.
150. *Financial Regulation* 6, 172-203.
151. Flick, C. (2022). A critical professional ethical analysis of Non-Fungible Tokens (NFTs). *Journal of Responsible Technology*, 12, 100054.
152. Flori, A. (2019b). News and subjective beliefs: A Bayesian approach to Bitcoin investments. *Research in International Business and Finance*, 50, 336-356.
153. Fousekis, P., & Grigoriadis, V. (2021). Directional predictability between returns and volume in cryptocurrencies markets. *Studies in Economics and Finance*, 38(4), 693-711.
154. Fousekis, P., & Tzaferi, D. (2021). Returns and volume: Frequency connectedness in cryptocurrency markets. *Economic Modelling*, 95, 13-20.
155. Frankenfield, J. *Cryptocurrency Wallet: What It Is, How It Works, Types, Security.* (2023c). URL: <https://www.investopedia.com/terms/b/bitcoin-wallet.asp>
156. Frankenfield, J. *What Does Proof-of-Stake (PoS) Mean in Crypto?* (05.2023b). URL: <https://www.investopedia.com/terms/p/proof-stake-pos.asp>
157. Frankenfield, J. *What Is Proof of Work (PoW) in Blockchain?* (05.2023a). URL: <https://www.investopedia.com/terms/p/proof-work.asp>

158. Fruehwirt, W., Hochfilzer, L., Weydemann, L., & Roberts, S. (2021). Cumulation, crash, coherency: A cryptocurrency bubble wavelet analysis. *Finance Research Letters*, 40, 101668.
159. Fry, J. (2018). Booms, busts and heavy-tails: The story of Bitcoin and cryptocurrency markets?. *Economics Letters*, 171, 225-229.
160. Fry, J., & Cheah, E. T. (2016). Negative bubbles and shocks in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 47, 343-352.
161. Funds: Interest Rates, Liquidity and Market Efficiency, Proceedings 39th the 2nd ACM Conference on Advances in Financial Technologies, 92-112.
162. Gaies, B., Nakhli, M. S., Sahut, J. M., & Guesmi, K. (2021). Is Bitcoin rooted in confidence?—Unraveling the determinants of globalized digital currencies. *Technological Forecasting and Social Change*, 172, 121038.
163. Gandal, N., Hamrick, J. T., Moore, T., & Vasek, M. (2021). The rise and fall of cryptocurrency coins and tokens. *Decisions in Economics and Finance*, 44(2), 981-1014.
164. Gemayel, R., & Preda, A. (2021). Performance and learning in an ambiguous environment: A study of cryptocurrency traders. *International Review of Financial Analysis*, 77, 101847.
165. George, K. SEC v. Ripple. (2023). URL:<https://www.investopedia.com/sec-vs-ripple-6743752>
166. Geuder, J., Kinateder, H., & Wagner, N. F. (2019). Cryptocurrencies as financial bubbles: The case of Bitcoin. *Finance Research Letters*, 31.
167. Ghorbel, A., & Jeribi, A. (2021). Investigating the relationship between volatilities of cryptocurrencies and other financial assets. *Decisions in Economics and Finance*, 44, 817-843.
168. Ghosh, I., Alfaro-Cortés, E., Gámez, M., García-Rubio, N. (2023). Prediction and interpretation of daily NFT and DeFi prices dynamics: Inspection through ensemble machine learning & XAI. *International Review of Financial Analysis: Vol. 87*, 102558.
169. Giudici, P. & Pagnottoni, P. (2020). Vector error correction models to measure connectedness of Bitcoin exchange markets. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 36(1), 95-109. <https://doi.org/10.1002/asmb.2478>
170. Gkillas, K., and F. Longin. (2018). “Is Bitcoin the New Digital Gold? Evidence from Extreme Price
171. Glas, T. N. (2019). Investments in cryptocurrencies: handle with care!. *The Journal of Alternative Investments*, 22(1), 96-113.
172. Gleason, A. (2023). Investors Sit Out Ether Futures ETFs as Spot Bitcoin Fund Hangs in Limbo. URL:

<https://www.cnn.com/2023/10/12/ether-futures-etfs-fizzle-as-spot-bitcoin-fund-hangs-in-limbo.html>

173. Gradojevic, N., & Tsiakas, I. (2021). Volatility cascades in cryptocurrency trading. *Journal of Empirical Finance*, 62, 252-265.
174. Grassi, L., Lanfranchi, D., Faes, A., & Renga, F. M. (2022). Do we still need financial intermediation? The case of decentralized finance–DeFi. *Qualitative Research in Accounting & Management*, 19(3), 323-347.
175. Gregoriou, A. (2019). Cryptocurrencies and asset pricing. *Applied Economics Letters*, 26(12), 995-998.
176. Griffin, J. M., & Shams, A. (2020). Is Bitcoin really untethered?. *The Journal of Finance*, 75(4), 1913-1964.
177. Grobys, K., & Huynh, T. L. D. (2022). When Tether says “JUMP!” Bitcoin asks “How low?”. *Finance Research Letters*, 47, 102644.
178. Grobys, K., & Junttila, J. (2021). Speculation and lottery-like demand in cryptocurrency markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 71, 101289.
179. Gronwald, M. (2021). How explosive are cryptocurrency prices?. *Finance Research Letters*, 38, 101603.
180. Gronwald, M. (2014). “The Economics of Bitcoins - Market Characteristics and Price Jumps.” CESifo Working Paper No. 5121.
181. Gubareva, M. & Borges, R. (2016). Typology for Flight-to-quality Episodes and Downside Risk Measurement. *Applied Economics* 48(10), 835-853. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1088143>
182. Gubareva, M. & Umar, Z. (2023). Emerging market debt and the Covid-19 pandemic: A time-frequency analysis of spreads and total returns dynamics. *International Journal of Finance and Economics*, 28(1), 112-126. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2408>
183. Gubareva, M., Bossman, A., & Teplova, T. (2023). Stablecoins as the cornerstone in the linkage between the digital and conventional financial markets. *The North American Journal of Economics and Finance*, 68, 101979.
184. Gubareva, M., Umar, Z., Teplova, T., & Vo, X. V. (2023). Flights-to-quality from EM bonds to safe-haven US treasury securities: A time-frequency analysis. *Emerging Markets Finance and Trade*, 59(2), 338-362. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2022.2103399>
185. Gudgeon, L., Perez, D., Harz, D., Livshits, B., & Gervais, A. (2020a, June). The decentralized financial crisis. In 2020 crypto valley conference on blockchain technology (CVCBT) (pp. 1-15). IEEE.
186. Gudgeon, L., Werner, S., Perez, D., & Knottenbelt, W. J. (2020b, October). Defi protocols for loanable funds: Interest rates, liquidity and market efficiency. In Proceedings of the 2nd ACM Conference on Advances in Financial Technologies (pp. 92-112).

187. Gudgeon, L., Werner, S., Perez, D., and Knottenbelt, W. J. (2020). DeFi Protocols for Loanable
188. Guizani, S., & Nafti, I. K. (2019). The determinants of bitcoin price volatility: An investigation with ARDL model. *Procedia Computer Science*, 164(1), 233–238.
189. Gupta, S., Gupta, S., Mathew, M., & Sama, H. R. (2021). Prioritizing intentions behind investment in cryptocurrency: a fuzzy analytical framework. *Journal of Economic Studies*, 48(8), 1442-1459.
190. Gurdgiev, C., & O’Loughlin, D. (2020). Herding and anchoring in cryptocurrency markets: Investor reaction to fear and uncertainty. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 25, 100271.
191. Hafner, C. (2018). Testing for Bubbles in Cryptocurrencies with Time-Varying Volatility. *Journal of Financial Econometrics*. <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nby023>.
192. Härdle, W. K. (2018). CRIX an Index for cryptocurrencies Simon Trimborn. *Journal of Empirical Finance*, 49, 107-122.
193. Härdle, W. K., Harvey, C. R., & Reule, R. C. (2020). Understanding cryptocurrencies. *Journal of Financial Econometrics*, 18(2), 181-208.
194. Harvey, C. (2016). *Cryptofinance*. Available at https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2438299.
195. Hasan, M., Naeem, M. A., Arif, M., & Yarovaya, L. (2021). Higher moment connectedness in cryptocurrency market. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 32, 100562.
196. Havidz, S. A. H., Karman, V. E., & Mambea, I. Y. (2021). Is bitcoin price driven by macro-financial factors and liquidity? A global consumer survey empirical study. *Organizations and Markets in Emerging Economies*, 12(2), 399–414.
197. Hayes, A. *Blockchain Facts: What Is It, How It Works, and How It Can Be Used*. (2023a). URL: <https://www.investopedia.com/terms/b/blockchain.asp>
198. Hayes, A. (2023). Competing imaginaries: Crypto-utopianism and the material forces of Bitcoin mining. *Anthropology Today*, 39(4), 4-8.
199. Hayes, A. S. (2019). Bitcoin price and its marginal cost of production: support for a fundamental value. *Applied economics letters*, 26(7), 554-560.
200. Hayes, A. *Stablecoins: Definition, How They Work, and Types*. (2023b). URL: <https://www.investopedia.com/terms/s/stablecoin.asp>
201. Henry, D., and A. Irrera. (2017). “JPMorgan’s Dimon Says Bitcoin ‘is a fraud’.” Available at <https://www.reuters.com/article/legal-us-usa-banks-conference-jpmorgan/jpmorgans-dimonsays-bitcoin-is-a-fraud-idUSKCN1BN2PN>.

202. Hickey, L., & Harrigan, M. (2022). The Bisq decentralised exchange: on the privacy cost of participation. *Blockchain: Research and Applications*, 3(1), 100029.
203. Hoang, L. T., & Baur, D. G. How Stable Are Stablecoins? (2020, January 31). Available at SSRN 3519225.
204. Hou, A.J. and Wang, Weining and Chen, Cathy Yi-Hsuan and Ha"rdle, Wolfgang K., Pricing Cryptocurrency Options: The Case of Bitcoin and CRIX (June 12, 2019). Available at SSRN:<https://ssrn.com/abstract=3159130> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3159130>
205. Huang, J. (2022). Triangular arbitrage across forex and cryptocurrency markets during the COVID-19 crisis: a MRS-AR approach. *Applied Economics Letters*, 29(15), 1352-1357.
206. Hyndman, Rob J., and George Athanasopoulos. (2018). *Forecasting: principles and practice*. OTexts.
207. Ibrahim, A., Kashef, R., Li, M., Valencia, E., & Huang, E. (2020). Bitcoin network mechanics: Forecasting the btc closing price using vector auto-regression models based on endogenous and exogenous feature variables. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(9), 189
208. IMF and FSB (2023). IMF-FSB synthesis paper: Policies for crypto-assets.
209. Irresberger, F., John, K., Mueller, P., & Saleh, F. (2021). The public blockchain ecosystem: An empirical analysis. NYU Stern School of Business.
210. James, N. and M. Menzies (2022). Collective correlations, dynamics, and behavioural inconsistencies of the cryptocurrency market over time. *Nonlinear Dynamics* 107(4), 4001–4017.
211. Jareno, F., de la O Gonzalez, M., Tolentino, M., & Sierra, K. (2020). Bitcoin and gold price returns: A quantile regression and NARDL analysis. *Resources Policy*, 67(1), 101666.
212. Jarno, K., & Kołodziejczyk, H. (2021). Does the design of stablecoins impact their volatility?. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(2), 42.
213. Jeger, C., Rodrigues, B., Scheid, E., & Stiller, B. (2020, November). Analysis of stablecoins during the global covid-19 pandemic. In 2020 Second International Conference on Blockchain Computing and Applications (BCCA) (pp. 30-37). IEEE.
214. Jia, Y., Liu, Y., & Yan, S. (2021). Higher moments, extreme returns, and cross-section of cryptocurrency returns. *Finance Research Letters*, 39, 101536.

215. Jiang, Y., J. Lie, J. Wang, and J. Mu (2021). Revisiting the roles of cryptocurrencies in stock markets: A quantile coherency perspective. *Economic Modelling* 95, 21–34.
216. John, A., Shen, S., Wilson, T. China's top regulators ban crypto trading and mining, sending bitcoin tumbling.2021. URL: <https://www.reuters.com/world/china/china-central-bank-vows-crackdown-cryptocurrency-trading-2021-09-24/>
217. Judmayer, A., N. Stifter, K. Krombholz, and E. Weippl (2017). History of cryptographic currencies. In *Blocks and Chains: Introduction to Bitcoin, Cryptocurrencies, and Their Consensus Mechanisms*, pp. 15–18. Springer.
218. Kaiser, L., & Stöckl, S. (2020). Cryptocurrencies: Herding and the transfer currency. *Finance Research Letters*, 33, 101214.
219. Kallinterakis, V., & Wang, Y. (2019). Do investors herd in cryptocurrencies—and why?. *Research in International Business and Finance*, 50, 240-245.
220. Kang, H. J., Lee, S. G., & Park, S. Y. (2022). Information efficiency in the cryptocurrency market: The efficient-market hypothesis. *Journal of Computer Information Systems*, 62(3), 622-631.
221. Kankanam Pathirana, H. S., Xiao, H., & Li, W. (2021). The inefficiencies of bitcoins in developing countries. *Applied Economics Letters*, 28(5), 408-412.
222. Karaa, R., Slim, S., Goodell, J. W., Goyal, A., & Kallinterakis, V. (2021). Do investors feedback trade in the Bitcoin—and why?. *The European Journal of Finance*, 1-21.
223. Karalevicius, V., Degrande, N., & De Weerd, J. (2018). Using sentiment analysis to predict interday Bitcoin price movements. *The Journal of Risk Finance*, 19(1), 56-75.
224. Karaomer, Y. (2022). IS the cryptocurrency policy uncertainty a determinant of BITCOIN'S price?. *KRIPTO PARA POLITIKASI BELIRSIZLI GI BITCOIN'IN FIYATININ BIR BELIRLEYICISIMIDIR?*, 50, 369–378. doi: 10.30794/pausbed.1027845.
225. Karim, S., Lucey, B. M., Naeem, M. A., & Uddin, G. S. (2022). Examining the interrelatedness of NFTs, DeFi tokens and cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 47, 102696.
226. Katona, T. (2021). Decentralized finance: The possibilities of a blockchain “money lego” system. *Financial and Economic Review*, 20(1), 74-102.
227. Katsiampa, P. (2019). An empirical investigation of volatility dynamics in the cryptocurrency market. *Research in International Business and Finance*, 50, 322-335.

228. Kaur, S., Singh, S., Gupta, S., and Wats, S. (2023). Risk Analysis in Decentralized Finance (DeFi): A Fuzzy-AHP Approach, *Risk Management* 25, 13.
229. Kerner, S. 6 best cross-chain bridges in 2023. (02.2023). URL: <https://www.techtarget.com/whatis/feature/The-best-cross-chain-bridges#>
230. Kim, H. M., Bock, G. W., & Lee, G. (2021). Predicting Ethereum prices with machine learning based on Blockchain information. *Expert Systems with Applications*, 184, 115480.
231. Kim, K., Lee, S. Y. T., & Assar, S. (2022). The dynamics of cryptocurrency market behavior: sentiment analysis using Markov chains. *Industrial Management & Data Systems*, 122(2), 365-395.
232. Kim, Y. B., Lee, J., Park, N., Choo, J., Kim, J. H., & Kim, C. H. (2017). When Bitcoin encounters information in an online forum: Using text mining to analyse user opinions and predict value fluctuation. *PLoS one*, 12(5), e0177630.
233. Kindra, M., Dixit, V., & Gupta, V. (2021). A fuzzy-based approach for characterization and identification of sentiments. In *Computational Intelligence for Information Retrieval* (pp. 219-236). CRC Press.
234. King, S., and S. Nadal. (2012). PPCoin: Peer-to-Peer Cryptocurrency with Proof-of-Stake. Available at <https://decred.org/research/king2012.pdf>.
235. King, T., & Koutmos, D. (2021). Herding and feedback trading in cryptocurrency markets. *Annals of Operations Research*, 300, 79-96.
236. Kjaerland, F., Khazal, A., Krogstad, E. A., Nordstrom, F. B. G., & Oust, A. (2018). An analysis of bitcoin's price dynamics. *Journal of Risk and Financial Management*, 11(4). Available from: <https://www.mdpi.com/journal/jrfm>
237. Klages-Mundt, A., and A. Minca. (2019). (In)Stability for the Blockchain: Deleveraging Spirals and Stablecoin Attacks. *Cryptoeconomic Systems*.
238. Klages-Mundt, A., Harz, D., Gudgeon, L., Liu, J.-Y., and Minca, A. (2020). Stablecoins 2.0: Economic Foundations and Risk-Based Models, *Proceedings of the 2nd ACM Conference on Advances in Financial Technologies*, 59-79.
239. Klein, T., P. Hien, and T. Walther. (2018). Bitcoin Is Not the New Gold: A Comparison of Volatility, Correlation, and Portfolio Performance. Available at <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3146845> (accessed 15 January 2020).
240. Kosse, A., & Mattei, I. (2022). Gaining momentum—Results of the 2021 BIS survey on central bank digital currencies. *BIS papers*.

241. Koster, E. and Lapidus, A. (2022). Regulation of Decentralized Finance in the United States: What to Expect in Crypto, *Banking Law Journal* 139, 262-268.
242. Koutmos, D. (2018). Return and volatility spillovers among cryptocurrencies. *Economics Letters*, 173, 122-127.
243. Koutmos, D. (2020). Market risk and Bitcoin returns. *Annals of Operations Research*, 294, 453-477. Koubaa, Y., & Slim, S. (2019). The relationship between trading activity and stock market volatility: Does the volume threshold matter? *Economic Modelling*, 82, November, 168-184.
244. Kraaijeveld, O., & De Smedt, J. (2020). The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 65, 101188.
245. Kräussl, R., & Tugnetti, A. (2022). Non-fungible tokens (NFTs): A review of pricing determinants, applications and opportunities. *Applications and Opportunities* (May 17, 2022).
246. Kristoufek, L. (2015). What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis. *PloS one*, 10(4), e0123923.
247. Kristoufek, L. (2021). Tethered, or Untethered? On the interplay between stablecoins and major cryptoassets. *Finance Research Letters*, 43, 101991.
248. Kristoufek, L. (2021). Tethered, or untethered? On the interplay between stablecoins and major cryptoassets. *Finance Research Letters*, 43, 101991. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.101991>
249. Kugler, L. (2021). Non-fungible tokens and the future of art. *Communications of the ACM*, 64(9), 19-20.
250. Kumar, A. (2021). Empirical investigation of herding in cryptocurrency market under different market regimes. *Review of Behavioral Finance*, 13(3), 297-308.
251. Kumar, M., Nikhil, N., & Singh, R. (2020, June). Decentralising finance using decentralised blockchain oracles. In *2020 International Conference for Emerging Technology (INCET)* (pp. 1-4). IEEE.
252. Kwapien, J., M. Wątorrek, and S. Drożdż (2021). Cryptocurrency market consolidation in 2020-2021.
253. Lamothe-Fernandez, P., Alaminos, D., Lamothe-Lopez, P., & Fernandez-Gomez, M. A. (2020). Deep learning methods for modeling bitcoin price. *Mathematics*, 8(8), 1245. doi: 10.3390/MATH8081245.
254. Lamothe-Fernández, P., Alaminos, D., Lamothe-López, P., & Fernández-Gómez, M. A. (2020). Deep learning methods for modeling bitcoin price. *Mathematics*, 8(8), 1245.
255. Lansky, J. (2020). Cryptocurrency survival analysis. *The Journal of Alternative Investments*, 22(3), 55-64.

256. Lee, A. D., Li, M., & Zheng, H. (2020b). Bitcoin: Speculative asset or innovative technology?. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 67, 101209.
257. Lee, G., Shen, S. China's digital yuan stands out in cross-border pilot in a show of global ambition. (2021). URL: <https://www.reuters.com/world/china/china-central-bank-vows-crackdown-cryptocurrency-trading-2021-09-24/>
258. Li, R., Li, S., Yuan, D., & Zhu, H. (2021a). Investor attention and cryptocurrency: Evidence from wavelet-based quantile Granger causality analysis. *Research in International Business and Finance*, 56, 101389.
259. Li, X., & Wang, C. A. (2017). The technology and economic determinants of cryptocurrency exchange rates: The case of Bitcoin. *Decision Support Systems*, 95, 49–60.
260. Li, Y., Urquhart, A., Wang, P., & Zhang, W. (2021b). MAX momentum in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 77, 101829.
261. Li, Z., Mo, B., & Nie, H. (2023). Time and frequency dynamic connectedness between cryptocurrencies and financial assets in China. *International Review of Economics and Finance*. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2023.01.015>
262. Light, J., Denton, J. (2023) Bitcoin Jumps Amid New Wave of Bullishness on Crypto ETF Approvals. URL: <https://www.msn.com/en-us/money/savingandinvesting/bitcoin-jumps-amid-new-wave-of-bullishness-on-crypto-etf-approvals/ar-AA1ihqin>
263. Lipton, A. (2021). *The Man Who Solved the Market: How Jim Simons Launched the Quant Revolution*: by Gregory Zuckerman, Portfolio/Penguin (2019), 384 pp., illustrated, \$30. Paperback. ISBN 9780735217980.
264. Liu, M., Li, G., Li, J., Zhu, X., & Yao, Y. (2020a). Forecasting the price of Bitcoin using deep learning. *Finance research letters*, 40, 101755.
265. Liu, Q., L. Yu, and C. Jia. 2020. MovER: Stabilize Decentralized Finance System with Practical Risk Management. In 2020 2nd Conference on Blockchain Research Applications for Innovative Networks and Services (BRAINS), 55–56.
266. Liu, Q., Yu, L., & Jia, C. (2020, September). Mover: stabilize decentralized finance system with practical risk management. In 2020 2nd Conference on Blockchain Research & Applications for Innovative Networks and Services (BRAINS) (pp. 55-56). IEEE.
267. Liu, W., Liang, X., & Cui, G. (2020b). Common risk factors in the returns on cryptocurrencies. *Economic Modelling*, 86, 299-305.
268. Liu, Y., & Tsyvinski, A. (2021). Risks and returns of cryptocurrency. *The Review of Financial Studies*, 34(6), 2689-2727.

269. Liu, Y., & Tsyvinski, A. (2021). Risks and returns of cryptocurrency. *The Review of Financial Studies*, 34(6), 2689–2727.
270. Liu, Y., Tsyvinski, A., & Wu, X. (2022). Common risk factors in cryptocurrency. *Journal of Finance*, 77(2), 1133–1177.
271. Long, H., Zaremba, A., Demir, E., Szczygielski, J. J., & Vasenin, M. (2020). Seasonality in the cross-section of cryptocurrency returns. *Finance Research Letters*, 35, 101566.
272. Lopatin, E. (2019). Assessment of Russian banking system performance and sustainability. *Banks and Bank Systems*, 14(3), 202.
273. Lucey, B. M., Vigne, S. A., Yarovaya, L., & Wang, Y. (2022). The cryptocurrency uncertainty index. *Finance Research Letters*, 45, 102147.
274. Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in neural information processing systems*, 30.
275. Luo, D., Mishra, T., Yarovaya, L., & Zhang, Z. (2021). Investing during a Fintech Revolution: Ambiguity and return risk in cryptocurrencies. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 73, 101362.
276. Maghyereh, A. and H. Abdoh (2020). Tail dependence between bitcoin and financial assets: Evidence from a quantile cross-spectral approach. *International Review of Financial Analysis* 71, 101545.
277. Maheshwari, R. What Are Crypto Exchanges and How Do They Work. 2023. URL: forbes.com/advisor/in/investing/cryptocurrency/what-is-a-crypto-exchange/
278. Mai, F., Shan, Z., Bai, Q., Wang, X., & Chiang, R. H. (2018). How does social media impact Bitcoin value? A test of the silent majority hypothesis. *Journal of management information systems*, 35(1), 19-52.
279. Makarov, I. and Schoar, A. (2022). Cryptocurrencies and Decentralized Finance, National Bureau of Economic Research, 30006.
280. Makarov, I., & Schoar, A. (2019, May). Price discovery in cryptocurrency markets. In *AEA Papers and Proceedings* (Vol. 109, pp. 97-99). 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203: American Economic Association.
281. Malinova, K. & Park, A. (2018). Tokenomics: When Tokens Beat Equity. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3286825>
282. Manahov, V. (2022). Cryptocurrency liquidity during extreme price movements: is there a problem with virtual money?. In *Commodities* (pp. 731-762). Chapman and Hall/CRC.
283. Maouchi, Y., Charfeddine, L., & El Montasser, G. (2022). Understanding digital bubbles amidst the COVID-19 pandemic: Evidence from DeFi and NFTs. *Finance Research Letters*, 47, 102584.

284. Masiak, C., Block, J. H., Masiak, T., Neuenkirch, M., & Pielen, K. N. (2020). Initial coin offerings (ICOs): market cycles and relationship with bitcoin and ether. *Small Business Economics*, 55, 1113-1130.
285. Massetti, M. (2022). Security Analysis Tools for Solidity Smart Contracts: A Comparison Based on Real-World Exploits (Doctoral dissertation, Politecnico di Torino).
286. Meegan, X. (2020). Identifying key non-financial risks in decentralised finance on ethereum blockchain. MIP Politecnico di Milano.
287. Meegan, X., & Koens, T. (2021). Lessons learned from decentralised finance (DeFi). ING. URL: https://new.ingwb.com/binaries/content/assets/insights/themes/distributed-ledger-technology/defi_white_paper_v2.0.pdf.
288. Meegan, X., and T. Koens. (2021). Lessons Learned from Decentralized Finance (DeFi). 22.
289. Meynkhart, A. (2019). Fair market value of bitcoin: Halving effect. *Investment Management and Financial Innovations*, 16(4), 72–85. doi: 10.21511/imfi.16(4).2019.07.
290. Meyns, S. C., & Dalipi, F. (2022). What users tweet on NFTs: mining Twitter to understand NFT-related concerns using a topic modeling approach. *IEEE Access*, 10, 117658-117680.
291. Mnif, E., Jarboui, A., & Mouakhar, K. (2020). How the cryptocurrency market has performed during COVID 19? A multifractal analysis. *Finance research letters*, 36, 101647.
292. Momtaz, P. (2022) Is Decentralized Finance (DeFi) Efficient? Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4095397>.
293. Mosavi, A., Ozturk, P., & Chau, K. W. (2018). Flood prediction using machine learning models: Literature review. *Water*, 10(11), 1536.
294. Movements in Financial Markets.” SSRN. Available at https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3245571 (accessed 15 January 2020).
295. Mubaslat, J. (2023). A Look At The Ethereum Scalability Problem, And Its Solutions. URL: <https://www.rain.com/learn/a-look-at-the-ethereum-scalability-problem-and-its-solutions>
296. Nadini, M., Alessandretti, L., Di Giacinto, F., Martino, M., Aiello, L. M., & Baronchelli, A. (2021). Mapping the NFT revolution: market trends, trade networks, and visual features. *Scientific reports*, 11(1), 20902.
297. Nadler, P., & Guo, Y. (2020). The fair value of a token: How do markets price cryptocurrencies?. *Research in International Business and Finance*, 52, 101108.
298. Naeem, M. A., Mbarki, I., & Shahzad, S. J. H. (2021). Predictive role of online investor sentiment for cryptocurrency market: Evidence from

- happiness and fears. *International Review of Economics & Finance*, 73, 496-514.
299. Nagy, B. Z., & Benedek, B. (2021). Higher co-moments and adjusted Sharpe ratios for cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 39, 101543.
 300. Nakagawa, K., & Sakemoto, R. (2022). Cryptocurrency network factors and gold. *Finance Research Letters*, 46, 102375.
 301. Nakagawa, K., & Sakemoto, R. (2022). Market uncertainty and correlation between bitcoin and ether. *Finance Research Letters*, 50, 103216.
 302. Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Decentralized business review*.
 303. Nasekin, S., & Chen, C. Y. H. (2020). Deep learning-based cryptocurrency sentiment construction. *Digital Finance*, 2(1-2), 39-67.
 304. Nasekin, S., and C. Y. Chen. (2019). "Deep Learning-Based Cryptocurrency Sentiment Construction." IRTG 1792 Discussion Paper. 2018-066.
 305. Nelson, B. (2018). Financial stability and monetary policy issues associated with digital currencies. *Journal of Economics and Business*, 100, 76–78.
 306. *New York Times*. (2017). S.E.C. Rejects Winklevoss Brothers' Bid to Create Bitcoin E.T.F. URL: <https://www.nytimes.com/2017/03/10/business/dealbook/winklevoss-brothers-bid-to-create-a-bitcoin-etf-is-rejected.html>
 307. Nghiem, H., Muric, G., Morstatter, F., & Ferrara, E. (2021). Detecting cryptocurrency pump-and-dump frauds using market and social signals. *Expert Systems with Applications*, 182, 115284.
 308. Ngo, V. M., & Nguyen, H. H. (2022). Are fear and hope of the COVID-19 pandemic responsible for the V-shaped behaviour of global financial markets? A text-mining approach. *Applied Economics Letters*, 29(11), 1005-1015.
 309. Nguyen, T. V. H., Nguyen, B. T., Nguyen, T. C., & Nguyen, Q. Q. (2019). Bitcoin return: Impacts from the introduction of new altcoins. *Research in International Business and Finance*, 48, 420-425.
 310. Nguyen, T. V., Nguyen, T. V. H., Nguyen, T. C., Pham, T. T. A., & Nguyen, Q. M. (2022a). Stablecoins versus traditional cryptocurrencies in response to interbank rates. *Finance Research Letters*, 47, 102744.
 311. Nystrom. (2019) Was The Year of DeFi (and Why 2020 Will be Too). ConsenSys. <https://consensys.net/blog/news/2019-was-the-year-of-defi-and-why-2020-will-be-too/>.
 312. Omar, H., & Lasrado, L. A. (2023). Uncover Social Media Interactions On Cryptocurrencies Using Social Set Analysis (SSA). *Procedia Computer Science*, 219, 161-169.

313. Ong, B., L. Guo, and K. Lee. (2015). *Handbook of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data*. Elsevier, Academic Press, pp. 81–135. Available at <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128021170000059>.
314. Ozcan, R. (2021). Decentralized finance. In *Financial Ecosystem and Strategy in the Digital Era: Global Approaches and New Opportunities* (pp. 57-75). Cham: Springer International Publishing.
315. Ozili, P. K. (2022). Decentralized finance research and developments around the world. *Journal of Banking and Financial Technology*, 6(2), 117-133.
316. Paar, C., and J. Pelzl. (2010). *Understanding Cryptography*. Berlin: Springer.
317. Pagnotto, E., and A. Buraschi. (2018). An Equilibrium Valuation of Bitcoin and Decentralized Network Assets. SSRN. Available at https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3142022 (accessed 15 January 2020).
318. Panagiotidis, T., Stengos, T., & Vravosinos, O. (2018). On the determinants of bitcoin returns: A LASSO approach. *Finance Research Letters*, 27, 235-240.
319. Panagiotidis, T., Stengos, T., & Vravosinos, O. (2018). On the determinants of bitcoin returns: A LASSO approach. *Finance Research Letters*, 27, 235–240.
320. Pang, L., Zhu, M. N., & Yu, H. (2022). Is green finance really a blessing for green technology and carbon efficiency? *Energy Economics*, 114, 106272. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2022.106272>
321. Pano, T., & Kashef, R. (2020). A complete VADER-based sentiment analysis of bitcoin (BTC) tweets during the era of COVID-19. *Big Data and Cognitive Computing*, 4(4), 33.
322. Papadamou, S., Kyriazis, N. A., Tzeremes, P., & Corbet, S. (2021). Herding behaviour and price convergence clubs in cryptocurrencies during bull and bear markets. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 30, 100469.
323. Park, H. W., & Lee, Y. (2019). How are Twitter activities related to top cryptocurrencies' performance? Evidence from social media network and sentiment analysis. *Drustvena istrazivanja*, 28(3), 435-460.
324. Peaster. (2020). Biggest DeFi Hacks in 2020. <https://defiprime.com/hacks2020>.
325. Pele, D. T., N. Wesselhöfft, W. K. Härdle, M. Kolossiat, and Y. G. Yatracos (2021). Are cryptos becoming alternative assets? *The European Journal of Finance*, 1–42.

326. Pelster, M., Breitmayer, B., & Hasso, T. (2019). Are cryptocurrency traders pioneers or just risk-seekers? Evidence from brokerage accounts. *Economics Letters*, 182, 98-100.
327. Perez, D., Werner, S. M., Xu, J., & Livshits, B. (2021). Liquidations: DeFi on a Knife-edge. In *Financial Cryptography and Data Security: 25th International Conference, FC 2021, Virtual Event, March 1–5, 2021, Revised Selected Papers, Part II* 25 (pp. 457-476). Springer Berlin Heidelberg.
328. Pernice, I. G. A. (2021). On stablecoin price processes and arbitrage. In *Financial Cryptography and Data Security. FC 2021 International Workshops: CoDecFin, DeFi, VOTING, and WTSC, Virtual Event, March 5, 2021, Revised Selected Papers* 25 (pp. 124-135). Springer Berlin Heidelberg.
329. Perry-Carrera, B. (2018). Effect of sentiment on Bitcoin price formation. Unpublished Doctoral dissertation. Durham: Duke University, 1-41.
330. Petukhina, A. A., Reule, R. C., & Härdle, W. K. (2021). Rise of the machines? Intraday high-frequency trading patterns of cryptocurrencies. *The European Journal of Finance*, 27(1-2), 8-30.
331. Petukhina, A., S. Trimborn, W. Härdle, and H. Elendner. 2018. "Investing with Cryptocurrencies– Evaluating the Potential of Portfolio Allocation Strategies." SSRN. Available at https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3274193 (accessed 15 January 2020).
332. Petukhina, A., Trimborn, S., Härdle, W. K., & Elendner, H. (2021). Investing with cryptocurrencies–evaluating their potential for portfolio allocation strategies. *Quantitative Finance*, 21(11), 1825-1853.
333. Piñeiro-Chousa, J., López-Cabarcos, M. Á., Sevic, A., & González-López, I. (2022). A preliminary assessment of the performance of DeFi cryptocurrencies in relation to other financial assets, volatility, and user-generated content. *Technological Forecasting and Social Change*, 181, 121740.
334. Pinto-Gutiérrez, C., Gaitán, S., Jaramillo, D., & Velasquez, S. (2022). The NFT hype: what draws attention to non-fungible tokens?. *Mathematics*, 10(3), 335.
335. Pogudin, A., Chakrabati, A. S., & Di Matteo, T. (2019). Universalities in the dynamics of cryptocurrencies: Stability, scaling and size. *Journal of Network Theory in Finance*, 5(4), 63–95.
336. Polasik, M., Piotrowska, A. I., Wisniewski, T. P., Kotkowski, R., & Lightfoot, G. (2015). Price fluctuations and the use of bitcoin: An empirical inquiry. *International Journal of Electronic Commerce*, 20(1), 9-49.

337. Poyser, O. (2019). Exploring the dynamics of Bitcoin's price: a Bayesian structural time series approach. *Eurasian Economic Review*, 9(1), 29-60.
338. Poyser, O. (2019). Exploring the dynamics of Bitcoin's price: A bayesian structural time series approach. *Eurasian Economic Review*, 9(1), 29–60. doi: 10.1007/s40822-018-0108-2.
339. Praitheeshan, P., L. Pan, J. Yu, J. Liu, and R. Doss. (2020). Security Analysis Methods on Ethereum Smart Contract Vulnerabilities: A Survey. arXiv [Cs]. [http:// arxiv. org/ abs/ 1908. 08605](http://arxiv.org/abs/1908.08605).
340. Provenzano, D., & Baggio, R. (2021). Complexity traits and synchrony of cryptocurrencies price dynamics. *Decisions in Economics and Finance*, 44(2), 941-955.
341. PwC. Demystifying cryptocurrency and digital assets. (2021). URL: <https://www.pwc.com/us/en/tech-effect/emerging-tech/understanding-cryptocurrency-digital-assets.html>
342. Pyo, S., & Lee, J. (2020). Do FOMC and macroeconomic announcements affect Bitcoin prices?. *Finance Research Letters*, 37, 101386.
343. Qian, C., Mathur, N., Zakaria, N. H., Arora, R., Gupta, V., & Ali, M. (2022). Understanding public opinions on social media for financial sentiment analysis using AI-based techniques. *Information Processing & Management*, 59(6), 103098.
344. Qin, K., Zhou, L., Afonin, Y., Lazzaretti, L., & Gervais, A. (2021a). CeFi vs. DeFi--Comparing Centralized to Decentralized Finance. arXiv preprint arXiv:2106.08157.
345. Qin, K., Zhou, L., Gamito, P., Jovanovic, P., & Gervais, A. (2021b, November). An empirical study of defi liquidations: Incentives, risks, and instabilities. In *Proceedings of the 21st ACM Internet Measurement Conference* (pp. 336-350).
346. Raimundo Júnior, G. D. S., Palazzi, R. B., Tavares, R. D. S., & Klotzle, M. C. (2022). Market stress and herding: a new approach to the cryptocurrency market. *Journal of Behavioral Finance*, 23(1), 43-57.
347. Ramos, D., & Zanko, G. (2020). BTC halving: A review of its consequences in the environment of cryptocurrency trading.
348. Rehman, M. U., & Vo, X. V. (2020). Cryptocurrencies and precious metals: a closer look from diversification perspective. *Resources Policy*, 66, 101652.
349. Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016, August). Why should i trust you? Explaining the predictions of any classifier. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 1135-1144).

350. Rines, R. (2023). A Bitcoin ETF Is Coming to the U.S. Here's What to Expect When That Happens. URL: <https://finance.yahoo.com/news/bitcoin-etf-coming-us-expect-090100994.html>
351. Rubbaniy, G., Polyzos, S., Rizvi, S. K. A., & Tessema, A. (2021). COVID-19, Lockdowns and herding towards a cryptocurrency market-specific implied volatility index. *Economics Letters*, 207, 110017.
352. Saengchote, K. (2021). A DeFi Bank Run: Iron Finance, IRON Stablecoin, and the Fall of TITAN, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3888089>.
353. Saengchote, K. (2021). Where do DeFi stablecoins go? A closer look at what DeFi composability really means. A closer look at what DeFi composability really means. (July 26, 2021).
354. Safiullin, M. R., Abdukaeva, A. A., & El'shin, L. A. (2018). Methodological approaches to forecasting dynamics of cryptocurrencies exchange rate using stochastic analysis tools (on the example of bitcoin). *Finance: Theory and Practice*, 22(4), 38-51.
355. Salami, I. (2020). Decentralised finance: the case for a holistic approach to regulating the crypto industry. Salami, I. (2020) 'Decentralised Finance: The Case for a Holistic Approach to Regulating the Crypto Industry' *Journal of International Banking and Financial Law*, 35(7), 496-499.
356. Sapkota, N., & Grobys, K. (2020). Blockchain consensus protocols, energy consumption and cryptocurrency prices. *Journal of Energy Markets*, 13(4), 117–139. doi: 10.21314/JEM.2020.221.
357. Sauce, L. (2022). The Unintended Consequences of the Regulation of Cryptocurrencies, *Cambridge Journal of Economics* 46, 57-71.
358. Sauer, B. (2016). Virtual currencies, the money market, and monetary policy. *International Advances in Economic Research*, 22, 117-130.
359. Schär, F. (2021). Decentralized finance: On blockchain-and smart contract-based financial markets. *FRB of St. Louis Review*.
360. Schaub, M., & Phares, H. B. (2020). Cryptocurrency value changes in response to national elections: do they behave like money or commodities?. *Applied Economics Letters*, 27(14), 1135-1140.
361. Schueffel, P. (2021). DeFi: Decentralized Finance-An Introduction and Overview. *Journal of Innovation Management*, 9(3), I-XI.
362. Schuh, S. D., & Stavins, J. (2011). How consumers pay: Adoption and use of payments.
363. Serada, A., Sihvonen, T., & Harviainen, J. T. (2021). CryptoKitties and the new ludic economy: how blockchain introduces value, ownership, and scarcity in digital gaming. *Games and Culture*, 16(4), 457-480.

364. Shekhawat, A., Sharma, D., and Saxena, S. (2021). Scaling Decentralized Finance, *Journal of Analysis and Computation*.
365. Shen, D., Urquhart, A., & Wang, P. (2020). A three-factor pricing model for cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 34, 101248.
366. Shrotryia, V. K., & Kalra, H. (2022). Herding in the crypto market: a diagnosis of heavy distribution tails. *Review of Behavioral Finance*, 14(5), 566-587.
367. Sim, N., & Zhou, H. (2015). Oil prices, US stock return, and the dependence between their quantiles. *Journal of Banking & Finance*, 55, 1–8.
368. Smith, S. S. (2021). Decentralized Finance & Accounting – Implications, Considerations, and Opportunities for Development, *The International Journal of Digital Accounting Research* 21, 129-153.
369. Stavroyiannis, S., & Babalos, V. (2019). Herding behavior in cryptocurrencies revisited: Novel evidence from a TVP model. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 22, 57-63.
370. Tadi, M., & Kortchemski, I. (2021). Evaluation of dynamic cointegration-based pairs trading strategy in the cryptocurrency market. *Studies in Economics and Finance*, 38(5), 1054-1075.
371. Tavares, R. D. S., Caldeira, J. F., & Raimundo Júnior, G. D. S. (2021). Cryptocurrencies: formation of returns from the CRIX index. *Applied Economics Letters*, 28(8), 691-695.
372. Teng, H. W., Härdle, W. K., & Hafner, C. (2023). Mitigating Digital Asset Risks (No. UCL-Université Catholique de Louvain).
373. Tetlock, P. C. (2007). Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. *The Journal of finance*, 62(3), 1139-1168.
374. Thanh, B. N., Hong, T. N. V., Pham, H., Cong, T. N., & Anh, T. P. T. (2022). Are the stabilities of stablecoins connected?. *Journal of Industrial and Business Economics*, 1-11
375. Thies, F., Wallbach, S., Wessel, M., Besler, M., & Benlian, A. (2022). Initial coin offerings and the cryptocurrency hype-the moderating role of exogenous and endogenous signals. *Electronic Markets*, 32(3), 1691-1705.
376. Trimborn, S., Li, M., & Härdle, W. K. (2020). Investing with cryptocurrencies—A liquidity constrained investment approach. *Journal of Financial Econometrics*, 18(2), 280-306.
377. Tripathi, A., Dixit, A., & Vipul. (2022). Liquidity commonality in the cryptocurrency market. *Applied Economics*, 54(15), 1727-1741.
378. Tunca, S., Sezen, B., & Wilk, V. (2023). An exploratory content and sentiment analysis of the guardian metaverse articles using leximancer and natural language processing. *Journal of Big Data*, 10(1), 82. URL

- <https://www.theatlantic.com/ideas/archive/2021/04/nfts-werent-supposed-end-like/618488/> (accessed on 04.05.2023).
379. Umar, Z., Bossman, A., Choi, S., & Teplova, T. (2022). Does geopolitical risk matter for global asset returns? Evidence from quantile-on-quantile regression. *Finance Research Letters*, 48(May), 102991. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102991>
 380. Umar, Z., Bossman, A., Choi, S., & Teplova, T. (2023). The relationship between global risk aversion and returns from safe-haven assets. *Finance Research Letters*, 51, 103444. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103444>
 381. Umar, Z., Gubareva, M., Teplova, T., & Tran, D. K. (2022). Covid-19 impact on NFTs and major asset classes interrelations: Insights from the wavelet coherence analysis. *Finance Research Letters*, 47, 102725.
 382. Urom, C., Ndubuisi, G., & Guesmi, K. (2022). Dynamic dependence and predictability between volume and return of Non-Fungible Tokens (NFTs): The roles of market factors and geopolitical risks. *Finance Research Letters*, 50, 103188.
 383. Ustaoglu, E. (2022). Return and Volatility Spillover Between Cryptocurrency and Stock Markets: Evidence from Turkey. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (93), 117-126.
 384. Valencia, F., Gómez-Espinosa, A., Valdés-Aguirre, B. (2019). Price Movement Prediction of Cryptocurrencies Using Sentiment Analysis and Machine Learning. *Entropy*, Vol. 21, Issue 6, 589.
 385. Van Wijk, D. (2013). What can be expected from the BitCoin (pp. 18). Rotterdam: Erasmus Universiteit.
 386. Victor, F., & Weintraud, A. M. (2021, April). Detecting and quantifying wash trading on decentralized cryptocurrency exchanges. In *Proceedings of the Web Conference 2021* (pp. 23-32).
 387. Vidal-Tomás, D. (2021). The entry and exit dynamics of the cryptocurrency market. *Research in International Business and Finance*, 58, 101504.
 388. Vo, A., & Yost-Bremm, C. (2020). A high-frequency algorithmic trading strategy for cryptocurrency. *Journal of Computer Information Systems*, 60(6), 555-568.
 389. Vukovic, D. B., Maiti, M., & Grigorieva, E. M. (Eds.). (2022). *Digitalization and the Future of Financial Services: Innovation and Impact of Digital Finance*. Springer.
 390. Wang, G. J., Ma, X. Y., & Wu, H. Y. (2020). Are stablecoins truly diversifiers, hedges, or safe havens against traditional cryptocurrencies as their name suggests?. *Research in International Business and Finance*, 54, 101225.

391. Wang, S., & Vergne, J.P. (2017). Buzz factor or innovation potential: What explains cryptocurrencies' returns? *PLoS ONE*, 12(1), 1–17. doi: 10.1371/journal.pone.0169556.
392. Wang, Y. (2022). Volatility spillovers across NFTs news attention and financial markets. *International Review of Financial Analysis*, 83, 102313.
393. Wang, Yijun, Andreeva, Galina, Martin-Barragan, Belen, (2023). Machine learning approaches to forecasting cryptocurrency volatility: Considering internal and external determinants, *International Review of Financial Analysis*, vol. 90(C), 11. doi:10.1016/j.irfa.2023.102914
394. Wei, W. C. (2018). The impact of Tether grants on Bitcoin. *Economics Letters*, 171, 19-22.
395. Wei, W. C. (2018). The impact of tether grants on bitcoin. *Economics Letters*, 171, 19–22. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.07.001>
396. White, R., Marinakis, Y., Islam, N., & Walsh, S. (2020). Is Bitcoin a currency, a technology-based product, or something else?. *Technological forecasting and social change*, 151, 119877.
397. William Entriken (@fulldecent), Dieter Shirley <dete@axiomzen.co>, Jacob Evans <jacob@dekz.net>, Nastassia Sachs <nastassia.sachs@protonmail.com>, "ERC-721: Non-Fungible Token Standard," *Ethereum Improvement Proposals*, no. 721, January 2018. [Online serial]. Available: <https://eips.ethereum.org/EIPS/eip-721>.
398. Wronka, C. (2023). Financial Crime in the Decentralized Finance Ecosystem: New Challenges for Compliance, *Journal of Financial Crime* 30, 97-113.
399. Xiong, J., Liu, Q., & Zhao, L. (2020). A new method to verify Bitcoin bubbles: Based on the production cost. *The North American Journal of Economics and Finance*, 51, 101095.
400. Xu, J., & Vadgama, N. (2022). From banks to DeFi: the evolution of the lending market. *Enabling the Internet of Value: How Blockchain Connects Global Businesses*, 53-66.
401. Yadav, A., Vishwakarma, D.K. (2020) Sentiment analysis using deep learning architectures: a review. *Artificial Intelligence Review: Vol. 53*, p. 4335–4385.
402. Yasir, M., Attique, M., Latif, K., Chaudhary, G. M., Afzal, S., Ahmed, K., & Shahzad, F. (2023). Deep-learning-assisted business intelligence model for cryptocurrency forecasting using social media sentiment. *Journal of Enterprise Information Management*, 36(3), 718-733.
403. Yavin, O., & Reardon, A. J. (2021). What digital banks can learn from decentralised finance. *Journal of Digital Banking*, 5(3), 255-263.

404. Yousaf, I., & Yarovaya, L. (2022). Spillovers between the Islamic gold-backed cryptocurrencies and equity markets during the COVID-19: A sectorial analysis. *Pacific-Basin Finance Journal*, 71, 101705.
405. Yousaf, I., & Yarovaya, L. (2022). Static and dynamic connectedness between NFTs, Defi and other assets: Portfolio implication. *Global Finance Journal*, 53, 100719.
406. Youssef, M. (2022). What drives herding behavior in the cryptocurrency market?. *Journal of Behavioral Finance*, 23(2), 230-239.
407. Zetsche, D. A., Arner, D. W., & Buckley, R. P. (2020). Decentralized finance (defi). *Journal of Financial Regulation*, 6, 172-203.
408. Zetsche, D. A., Arner, D. W., and Buckley, R. P. (2020). Decentralized Finance, *Journal of*
409. Zhang, S., & Gregoriou, A. (2020). The price and liquidity impact of China forbidding initial coin offerings on the cryptocurrency market. *Applied Economics Letters*, 27(20), 1695-1698.
410. Zhang, S., Zhou, X., Pan, H., & Jia, J. (2019). Cryptocurrency, confirmatory bias and news readability—evidence from the largest Chinese cryptocurrency exchange. *Accounting & Finance*, 58(5), 1445-1468.
411. Zhang, W., & Li, Y. (2023). Liquidity risk and expected cryptocurrency returns. *International Journal of Finance & Economics*, 28(1), 472-492.
412. Zhang, X., Qin, R., Yuan, Y., & Wang, F. -Y. (2018). An analysis of blockchain-based bitcoin mining difficulty: Techniques and principles. 2018 Chinese Automation Congress (CAC).
413. Zhang, Z., Dai, H. N., Zhou, J., Mondal, S. K., García, M. M., & Wang, H. (2021b). Forecasting cryptocurrency price using convolutional neural networks with weighted and attentive memory channels. *Expert Systems with Applications*, 183, 115378.
414. Zhu, Y., Dickinson, D., & Li, J. (2017). Analysis on the influence factors of Bitcoin's price based on VEC model. *Financial Innovation*, 3(1), 3. doi: 10.1186/s40854-017-0054-0.
415. Zięba, D., Kokoszczyński, R., & Śledziwska, K. (2019). Shock transmission in the cryptocurrency market. Is Bitcoin the most influential?. *International Review of Financial Analysis*, 64, 102-125.
416. Zimbra, D., Abbasi, A., Zeng, D., & Chen, H. (2018). The state-of-the-art in Twitter sentiment analysis: A review and benchmark evaluation. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, 9(2), 1-29.
417. Zoumpikas, T., Houstis, E., & Vavalis, M. (2020). ETH analysis and predictions utilizing deep learning. *Expert Systems with Applications*, 162, 113866.

ГЛОССАРИЙ

1. Альткоины — криптовалюты, отличные от Bitcoin. Они представляют собой разнообразные цифровые активы, появившиеся на волне успеха Bitcoin. Такие известные альткоины, как Ethereum, Ripple, Litecoin и Bitcoin Cash, заняли достойное место на рынке криптоактивов, предлагая уникальные возможности и сценарии использования. Альткоины служат катализатором инноваций и представляют собой альтернативу Bitcoin, удовлетворяя различные потребности и предпочтения криптосообщества.
2. Блокчейн (Blockchain) — технология распределенного реестра, обеспечивающая прозрачность, безопасность и неизменяемость данных путем ведения распределенного реестра записей, или "блоков", связанных между собой криптографическими механизмами.
3. DAO (Decentralized Autonomous Organizations) – новая форма юридической структуры, не имеющая центрального органа управления, члены которой объединены общей целью действовать в интересах организации. DAO используются для принятия решений по принципу управления "снизу вверх".
4. DeFi, или децентрализованные финансы, — развивающаяся цифровая экосистема, позволяющая людям отправлять, покупать и обменивать финансовые активы, не прибегая к услугам банков, брокеров или бирж.
5. ICO (Initial Coin Offering) и IGO (Initial Game Offering) предполагают выпуск и продажу инвесторам собственных токенов или монет в обмен на фиатную валюту или установленные криптовалюты. Эти токены представляют собой права собственности или участия в конкретном проекте или экосистеме.
6. Криптовалюты — цифровые валюты, защищенные с помощью криптографических инструментов и используемые, как правило, в качестве средства обмена в одноранговой (P2P) цифровой сети, построенной на технологии распределенного реестра(блокчейн).
7. Криптовалютные биржи — онлайн-платформы, позволяющие пользователям покупать, продавать и торговать криптовалютами. Эти биржи выступают в роли посредников, соединяя покупателей и продавцов и предоставляя рынок для совершения криптовалютных сделок. Популярные биржи, такие как Binance, Coinbase, Bybit, предлагают широкий выбор криптовалют, торговых пар и расширенные возможности для торговли.
8. Криптовалютные кошельки — цифровые инструменты, используемые для хранения, управления и обеспечения безопасности

- криптовалют. Для обеспечения безопасности и защиты активов пользователей в криптовалютных-кошельках используются методы шифрования и закрытые ключи. Кошельки обеспечивают пользователям полный контроль над своими активами и позволяют безопасно отправлять и получать криптовалюты.
9. Лаунчпад (Launchpad) — платформа или сервис в контексте блокчейн- и криптовалютных проектов, который предназначен для поддержки новых проектов, позволяя им привлекать средства и повышать свою узнаваемость в криптосообществе.
 10. Маркетплейсы NFT-активов – онлайн-платформы, связывающие покупателей и продавцов и позволяющие осуществлять торговлю NFT. Эти площадки выступают в качестве посредников, предоставляя художникам, авторам и коллекционерам рынок и инфраструктуру для минтинга, размещения и продажи NFT. К NFT-маркетплейсам относятся такие площадки, как OpenSea, Rarible и SuperRare и другие.
 11. Стейблкоины (Stablecoins) — категория альткоинов, которые предназначены для поддержания стабильной стоимости путем привязки их стоимости к стабильным активам, таким как фиатные валюты (например, доллар США, евро), сырьевые товары (например, золото) или другие криптовалюты.
 12. Токены управления – токены, которые предоставляют пользователям право голоса и право принимать решения в рамках платформ De-Fi, позволяя им влиять на модернизацию протоколов, структуру комиссионных сборов и другие важные параметры. DAO, созданные с помощью токенов управления, обеспечивают децентрализованное управление и коллективное принятие решений, расширяя возможности инициатив сообщества в экосистеме De-Fi.
 13. Фарминг доходности (Yield Farming) предполагает предоставление пользователями ликвидности децентрализованным биржам или платформам в обмен на вознаграждение, как правило, в виде дополнительных токенов платформы. Инвесторы стремятся получить максимально возможную доходность, стратегически распределяя свои активы между различными платформами De-Fi, способствуя предоставлению ликвидности и получая дополнительные токены в качестве поощрения.
 14. Цифровые активы – активы, которые предоставляют право собственности над виртуальными или реальными объектами с помощью токенов, основанных на технологии Blockchain.
 15. Цифровые валюты центральных банков (ЦВЦБ) – цифровые формы фиатных валют, выпускаемых центральными банками.

ФЗ № 436-ФЗ	Издание не подлежит маркировке в соответствии с п. 1 ч. 2 ст. 1
----------------	--

Научное издание

**Теплова Тамара Викторовна,
Куркин Алексей Викторович**

**КРИПТО-КОД:
ПРИМЕНЕНИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ
ДЛЯ РЫНКА КРИПТОВАЛЮТ
И ЦИФРОВЫХ АКТИВОВ**

МОНОГРАФИЯ

ООО «Научно-издательский центр ИНФРА-М»
127214, Москва, ул. Полярная, д. 31В, стр. 1
Тел.: (495) 280-15-96, 280-33-86. Факс: (495) 280-36-29
E-mail: books@infra-m.ru <http://www.infra-m.ru>

Подписано в печать 06.12.2023.
Формат 60×90/16. Бумага офсетная. Гарнитура Petersburg.
Печать цифровая. Усл. печ. л. 19,94.
Тираж 500 экз. Заказ № 00000
ТК 821667-2131542-061223

Отпечатано в типографии ООО «Научно-издательский центр ИНФРА-М»
127214, Москва, ул. Полярная, д. 31В, стр. 1
Тел.: (495) 280-15-96, 280-33-86. Факс: (495) 280-36-29