

Фонд «Институт экономической политики имени Е. Т. Гайдара»

На правах рукописи

Шилов Кирилл Дмитриевич

**КРИПТОВАЛЮТЫ КАК ФИНАНСОВЫЕ АКТИВЫ: ФУНКЦИИ,
СТРУКТУРА РЫНКА И ФАКТОРЫ ДОХОДНОСТЕЙ**

Специальность 5.2.4. «Финансы»

Диссертация на соискание ученой степени

кандидата экономических наук

Научный руководитель:

кандидат экономических наук,

Зубарев Андрей Витальевич

Москва — 2026

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
ГЛАВА 1. РЫНОК КРИПТОВАЛЮТ: ЭВОЛЮЦИЯ И СТРУКТУРА	13
1.1 Bitcoin и первые криптовалюты	15
1.2 Ethereum и смарт-контракты.....	20
1.3 Токены управления и децентрализованные автономные организации	23
1.4 Развитие сектора децентрализованных финансов и криптовалютные деривативы	26
Выводы из главы 1	31
ГЛАВА 2. КРИПТОВАЛЮТЫ КАК ОБЪЕКТ ИССЛЕДОВАНИЯ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ НАУКИ.....	33
2.1 Криптовалюты как деньги	35
2.1.1 Криптовалюта как средство платежа.....	37
2.1.2 Криптовалюта как средство сбережения.....	62
2.1.3 Выводы.....	68
2.2 Теоретическое моделирование криптовалют.....	69
2.3 Эмпирические подходы к анализу криптовалют.....	75
Выводы из главы 2.....	95
ГЛАВА 3. ЭМПИРИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ФАКТОРОВ ДОХОДНОСТЕЙ КРИПТОВАЛЮТ.....	101
3.1 Факторы доходности криптовалюты Bitcoin	103
3.1.1 Данные и методология	103
3.1.2 Внутренние факторы доходности криптовалюты Bitcoin	116
3.1.3 Взаимосвязь с традиционными финансовыми активами.....	125
3.1.4 Выводы.....	137
3.2 Факторы доходности криптовалюты Ether.....	139
3.2.1 Ethereum и децентрализованные приложения	140
3.2.2 Данные и методология.....	142
3.2.3 Результаты эконометрического моделирования	148
3.2.4 Выводы.....	154
3.3 Факторы доходностей категориальных портфелей криптовалют	155
3.3.1 Формирование выборки.....	155
3.3.2 Формирование портфелей	162
3.3.3 Методология и гипотезы	163
3.3.4 Корреляционный анализ.....	165
3.3.5 Моделирование доходностей категориальных портфелей.....	170
3.3.6 Выводы.....	178
Выводы из главы 3.....	181

ЗАКЛЮЧЕНИЕ	186
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	191

Введение

Актуальность исследования. Криптовалюты представляют собой достаточно новый и любопытный феномен XXI века. Появившись в 2009 году как экспериментальный проект довольно узкой группы IT-специалистов, Bitcoin стал отправной точкой формирования абсолютно нового класса финансовых активов. За 14 лет рынок криптовалют существенно эволюционировал. Несмотря на постоянно высказываемый в адрес криптовалют скептицизм со стороны широкого круга экономистов, финансистов, инвесторов и представителей финансовых регуляторов разных стран, а также на неопределённый регуляторный статус в большом количестве юрисдикций, капитализация рынка криптовалют последние пару лет не опускалась значительно ниже 1 трлн долларов США (практически достигав отметки \$3,7 трлн на пике и \$0,8 трлн в момент спада). Данное значение является вполне сопоставимым с капитализацией рынков других активов. Для сравнения — капитализация мирового рынка акций в начале 2025 года составляла \$125 трлн, из которых около 50% (\$63 трлн) приходилось на Американский рынок акций; капитализация рынка золота оценивалась в размере \$17,9 трлн, а российский рынок акций — в \$0,56 трлн.

К 2025 году в экономической и финансовой науке уже сформировался консенсус, что криптовалюты представляют собой новый вид финансовых активов, точные механизмы ценообразования которых, однако, пока остаются предметом активных дискуссий. Однозначное раскрытие данных механизмов усложняется по крайней мере двумя аспектами.

Во-первых, рынок цифровых активов находится в постоянном развитии, его характеристики и структура сегодня значительным образом отличаются от того, как рынок выглядел даже 5 лет назад.

Во-вторых, когда речь идёт о криптовалютах как о целом классе, то имплицитно подразумевается их гомогенность, то есть что все криптовалюты в целом более-менее одинаковы по своей сути. Часто в центре внимания находится Bitcoin, а остальные цифровые активы полагаются аналогичными ему. В научной литературе лишь относительно недавно (в 2021-2022 годах) стал проявляться интерес к другим категориям криптовалют, например к токенам проектов из сферы децентрализованных финансов (DeFi) и к невзаимозаменяемым токенами (NFT). Тем не менее, в литературе не так много внимания уделяется непосредственно категоризации/классификации всего этого множества криптовалют, особенно не сквозь призму различных технических аспектов (механизмы консенсуса, используемые алгоритмы шифрования, объёмы блоков в блокчейне и т. д.), а сквозь призму экономической и финансовой логики, а также конкретных сущностных функций рассматриваемых цифровых валют.

Таким образом, вполне естественным является предположение, что механизмы ценообразования криптовалют, выполняющих разные экономические функции, также могут отличаться. Более того, принимая во внимание прохождение рынком цифровых активов различных этапов своего развития, факторы доходностей этих групп криптовалют также могут отличаться и во времени. Выявление таких факторов позволит, во-первых, проследить эволюцию криптовалют как класса инвестиционных активов, а во-вторых, оценить их текущее место в пространстве финансовых инструментов. Более того, эконометрический анализ моделей доходностей различных категорий криптовалют позволит ответить на другой важный вопрос — является ли рынок криптовалют разнородным или же динамика большинства криптовалют значительным образом обусловлена общим настроением рынка.

Также достаточно длительное время в академической среде ведутся обсуждения того, насколько Bitcoin способен выполнять функции денег, является ли данный актив аналогом «цифрового золота», а также имеет ли он защитные свойства против инфляции и денежной эмиссии. В свете запуска торгов паями биржевых инвестиционных фондов (ETF) и создания в США государственного резерва криптовалют подведение промежуточных итогов данной дискуссии и осмысление имеющихся у Bitcoin'a монетарных свойств представляется сегодня крайне актуальным.

Степень разработанности темы исследования. Несмотря на относительную новизну изучаемой темы, к настоящему моменту в экономической науке уже накопился некоторый корпус исследований, посвящённых криптовалютам. Большинство работ являются эмпирическими, однако ряд авторов занимаются и теоретическими аспектами ценообразования криптовалют, в том числе Сокин М, Сюн У., Ганс Д., Халабурда Г., Бье Б., Бизье К., Бувар М., Касаматта К., Менквельд А., Конг Л., Ли Ю., Ванг Н., Хейз А., Кролл Д., Критуфек Л., Аяоги Ю., Хазлетт П., Лютер У., Адачи Д., Атей С., Пагнота Е., Бураши А. и др.

Среди эмпирических работ исследованию криптовалюты Bitcoin как средства платежа посвящены работы Глэйзера Ф., Зиммерманна К., Бауэра Д, Хонга К., Ли А., Люкнер К., Рейнхарт К., Рогофф К., Фоули Ш., Карлсен Д., Путнис Т.

Изучению финансовых свойств криптовалют также посвящено достаточно большое количество работ. Анализу эффективности рынка криптовалют посвящены работы Кириазис Н. А., Мниф Э., Ярбуи А., Нода А., Фэн У., Ван Ю., Чжан Ч., Баривьера А., Браунайс А., Местель Р., Критуфек Л., Чу Дж., Уркхарт А., Видаль-Томас Д., Ибаньес А. М., Фаринос Х., аль-Яхьяи К. Исследованию взаимосвязи рынка криптовалют с рынками традиционных активов и выявлению факторов доходностей цифровых валют посвящены работы Дибберг А. Х., Бауэр Д. Г., Димпфль Т., Кук К., Кляйн Т., Фам Тху Х., Вальтер Т., Шахзад С. Дж. Х., Бьянки Д., Бури Э., Рубо Д., Браунайс А., Критуфек Л., Цияян П., Люси Б., Уркхарт А., Чжан Х., Балли Ф., Наим М.

А., Хасан М., Ариф М., Лю Ю., Цивинский А., Чу Дж., Чан С., Ли Х., Ван Ц. А., Надараджа С., Остерридер Й., Олборг Х. А., Молнар П., де Фрис Й. Э., Корбет С., Яровая Л., Ларкин К., Миган А., Гуделл Дж., Шанаев С., Кьярланд Ф., Ван П. Построением факторных моделей криптовалют и построением инвестиционных портфелей с включением цифровых валют занимались Бури Э., Люси Б., Рубо Д., Лю В., Платанакис Э., Сатклифф С., Уркхарт А., Шеллингер Б., Лю Ю., Цивински А., Ву С., Шэнь Д., Ван П., Шанаев С., Цун Л. В., Каройи Г. А., Тан К., Чжао В., Добрынская В., Дубровский М.

Исследованию сектора децентрализованных финансов и ценообразования NFT занимались Макаров И., Шоар А., Сюй Т. А., Сюй Дж., Метельски Д., Соберай Я., Борри Н., Лю Ю., Цивински А., Доулинг М., Юсаф И., Нехили Р., Губарева М., Юсаф И., Карим С., Люси Б. М., Наим М. А., Уддин Г. С., Чу Дж., Чан С., Чжан И.

Отечественных работ, посвящённых эмпирическому или теоретическому анализу криптовалют, сравнительно мало. Среди авторов, публиковавших статьи по данной тематике в ведущих экономических и финансовых академических изданиях, следует упомянуть Е. Синельникову-Мурылёву, М. Столбова, В. Зямалова, В. Маневича, А. Пересецкого, П. Погорелову, М. Малкину, В. Овчинникова, Е. Федорову, В. Бауэра, В. Смирнова, А. Михайлова, Ю. Белоусова, Д. Кочергина, С. Андрюшина, А. Кусляйкина.

Цели и задачи исследования. Целью диссертационного исследования является систематизация криптовалют по классам и выполняемым ими экономическим функциям и выявление факторов доходностей криптовалют.

Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

1. изучение и классификация существующих криптовалют с точки зрения их функционального назначения (выполняемых ими экономических функций) в историческом контексте развития рынка цифровых валют;
2. анализ монетарной сущности криптовалют и выполнение ими функций денег;
3. систематический анализ теоретической и эмпирической научной литературы, посвящённой исследованию криптовалют как нового класса финансовых активов и факторов их доходностей;
4. формулирование содержательных гипотез о факторах доходностей криптовалют на уровне отдельных криптовалют (Bitcoin и Ether) и на уровне целых категорий;
5. выявление факторов доходностей криптовалют Bitcoin и Ether с помощью оценивания эконометрических моделей;
6. эконометрическая оценка моделей доходностей портфелей криптовалют, составленных по принципу принадлежности к определённой категории, и выявление общерыночных криптовалютных факторов доходностей;

7. обоснование и качественная оценка структурных изменений, произошедших на рынке криптовалют после 2018 года.

Объект и предмет исследования. Объектом исследования являются криптовалюты как новый вид финансовых активов. Предметом исследования являются экономические функции криптовалют, структура крипторынка и факторы доходностей.

Область исследования. Область исследования соответствует пунктам, 6. «Небанковские финансовые институты», 7. «Оценка стоимости финансовых активов. Управление портфелем финансовых активов. Инвестиционные решения в финансовой сфере», 19 «Финансовые риски. Финансовый риск-менеджмент.», 24 «Финансовые рынки: типология, специфика, особенности функционирования. Регулирование финансовых рынков.», 29. «Роль и функции денег в экономической системе.» и 34. «Новые технологии в финансовом секторе, их влияние на состояние рынков финансовых услуг. Цифровые финансовые технологии (финтех). Цифровые финансовые активы.» паспорта научной специальности 5.2.4 «Финансы» Высшей аттестационной комиссии Российской Федерации.

Методология и методы исследования. В процессе проведения исследования были применены: анализ (ретроспективный, системный, сравнительный, причинно-следственный), обобщение, классификация. На эмпирическом уровне использованы статистические и эконометрические методы (корреляционный анализ, регрессионный анализ, анализ временных рядов), а также методы конструирования агрегированных рыночных факторов и инвестиционных портфелей.

Информационную база исследования диссертации составили данные с различных порталов, агрегирующих данные в части цен, а также различные метрики использования и функционирования блокчейнов отдельных криптовалют, а именно — CoinDesk, CoinGecko, Coinmetrics, Coinmarketcap, Etherscan, DeFiLlama. Некоторые агрегированные ончейн данные были выгружены из датасета `crypto_ethereum`, размещённого на сервисе Google BigQuery. Цены на традиционные финансовые активы были взяты с Yahoo.Finance и Investing.com. Безрисковая ставка была взята с FRED.

Научная новизна и основные научные результаты исследования заключатся в следующем:

1. Предложена оригинальная авторская таксономия (классификация) криптовалют на основе их сущностных характеристик и экономических функций. Предложенная классификация охватывает ключевые актуальные категории криптовалют — платёжные криптовалюты, токены блокчейн-платформ, токены управления децентрализованными проектами и сообществами, утилитарные токены, мем-коины, различные производные токены и т. д. Проработка данной классификации в исторической перспективе также наглядно отражает результат пройденной

индустрии цифровых валют эволюции за последние 16 лет, что, помимо прочего, подчёркивает высокую динамичность данной области.

2. Продемонстрировано, что тезис о Bitcoin'е как «цифровом золоте» является вполне обоснованным. Сквозь призму анализа выполнения Bitcoin'ом 2-основных функций денег (средства платежа и средства сбережения) было установлено, что сегодня образ Bitcoin'а в глазах инвесторов ближе к золоту, чем к фиатным валютам, хотя изначально криптовалюта воспринималась именно как «цифровая наличность».

3. Выявлены слабо изученные области академических исследований криптовалют как финансовых активов. В частности, отмечена достаточно низкая распространённость попытки эмпирического анализа доходностей криптовалют с точки зрения их фундаментальных различий и разных экономических функций. Проведённое диссертационное исследование непосредственно направлено на заполнение данного пробела в научной литературе.

4. Получена количественная оценка вкладов внутренних блокчейн-факторов в вариацию доходностей ведущих криптовалют — Bitcoin и Ether. Полученные результаты перебора большого массива спецификаций моделей доходностей с использованием более чем 15 показателей для каждой криптовалюты свидетельствуют о достаточно слабой объясняющей способности внутренних факторов в объяснении динамики криптовалют.

5. Впервые в научной литературе были составлены портфели из криптовалют на основе их принадлежности к той или иной категории криптовалют. Применение к категориальным портфелям многофакторной модели ценообразования криптоактивов, основанной на принципах CAPM, позволило оценить подверженность их крипторыночному риску, а также оценить роль фактора размера в объяснении их вариации. Успешная апробация крипто-CAPM модели продемонстрировала, что методы оценки финансовых активов могут быть адаптированы для нового класса — криптовалют, что является существенным научным и практическим достижением исследования.

6. Показано, что динамика доходностей криптовалют в значительной степени подвержена динамике доходности всего криптовалютного рынка. Так, динамика Ether'а на 70% обусловлена динамикой рынка, в то время как для разных категорий криптовалют это значение варьируется в основном в пределах 48–93%. При этом были выявлены категории, которые связаны с рынком сравнительно слабее (22–28%) — мем-коины и DeFi-токены. Это свидетельствует о возможности внутриотраслевой диверсификации на крипторынке и о наличии специфических факторов, влияющих на данные категории.

7. Обоснованы и эмпирически подтверждены существенные структурные изменения на рынке криптовалют после пузыря 2017–2018 гг. Показано, что начиная с 2018 года, достаточно дезагрегированное пространство криптовалют сформировалось в единый рынок со своими

внутренними сегментами и общими факторами риска. Продemonстрировано также, что после 2018 года возникла статистически значимая связь рынка криптовалют с традиционным фондовым рынком.

Положения, выносимые на защиту:

1. Рынок криптовалют постоянно развивается и возникают всё новые виды криптовалют, которые значимо отличаются по своим сущностным и экономическим функциям от других. Разработанная таксономия отражает все основные классы цифровых валют, существующие на рынке на сегодняшний день. Существование принципиально разных по своей экономической сути групп криптовалют обуславливает необходимость использования разных подходов к моделированию их ценообразования.

2. Доказано, что Bitcoin частично выполняет две функции денег — средство платежа и средство сбережения. Как средство платежа Bitcoin имеет некоторые транзакционные выгоды, которые, однако, могут различаться как географически между странами, так и между различными сферами экономики. Как средство сбережения Bitcoin в последнее время усилил свои позиции в роли «цифрового золота». Таким образом, Bitcoin сегодня занимает промежуточное положение между фиатными валютами и золотом: по удобству использования в расчётах он существенно уступает традиционным деньгам, но превосходит золото (с точки зрения его передачи и хранения), а с точки зрения сохранения стоимости Bitcoin может быть надёжнее необеспеченных фиатных денежных единиц, хотя и не обладает вековым доверием, присущим золоту.

3. Доходности ведущих криптовалют (Bitcoin и Ether) слабо объясняются внутренними (фундаментальными) факторами, связанными с различными блокчейн-метриками (транзакционная активность с криптовалютой, активные адреса, сложность майнинга и проч.). Данный вывод был получен на основе оценивания большого количества возможных спецификаций эконометрических моделей с использованием более 15 возможных факторов для каждой из криптовалют. В результате было получено, что только 15% вариации недельных доходностей Bitcoin'а и 2,9–9,4% вариации недельных доходностей Ether'а можно объяснить их внутренними факторами. При этом состав значимых факторов отличался для каждой из криптовалют. Для Bitcoin'а оказались важными в большей степени показатели, связанные с концентрацией предложения на «богатых» адресах — рост концентрации криптовалюты на таких счетах оказался положительно связан с изменением цены Bitcoin'а, что может указывать на признак нарратива «цифрового золота». В свою очередь, для Ether'а значимыми были количество транзакций и объём средств в DeFi-протоколах (TVL), что подчёркивает его роль как блокчейн-платформы для создания децентрализованных приложений.

4. Продemonстрирована эффективность применения модели ценообразования криптовалют, основанной на принципах CAPM и модели Фама-Френча, для анализа доходностей

категорий криптовалют. Все рассматриваемые категории криптовалют оказались в той или иной степени подвержены системному крипториску. Принимая во внимание достаточно слабую связь крипторынка с традиционным финансовым рынком, этот риск является в значительной степени уникальным и специфичным риском именно крипторынка. Помимо крипторыночного риска в объяснении доходностей криптовалют также играет значимую роль фактор размера, хотя и не так сильно, как на традиционном рынке.

5. На криптовалютном рынке существуют предпосылки межкатегориальной (межотраслевой) диверсификации. Были выявлены по крайней мере 2 категории криптовалют — DeFi-токены и мем-коины, — доходности которых объясняются использованной CAPM-подобной моделью достаточно слабо (доля объяснённой вариации составляет 22–28%). Это указывает на высокий идиосинкратический риск у данных категорий криптовалют, которые, тем не менее, не коррелированы с крипторынком (а также традиционным рынком), что является привлекательным свойством с точки зрения возможностей диверсификации портфелей.

6. Установлено, что криптовалютный рынок претерпел масштабные структурные изменения после сдутия пузыря 2017–2018 гг. Начиная с 2018 года, рынок криптоактивов становится более взаимосвязанным и характеризуется наличием общерыночных факторов доходностей. В ранний период (2014–2017 гг.) рынок криптовалют был фрагментированным и малосвязанным, тогда как в последующий период «интереса» (после 2018 г.) он трансформировался в полноценный класс финансовых активов. Это подтверждается появлением статистически значимого общего рыночного фактора для всех категорий криптовалют и значимого фактора размера, отсутствовавших на докризисном этапе. Таким образом, современный крипторынок качественно отличается от своего состояния до 2018 года, что важно учитывать при его анализе и статистическом моделировании.

Теоретическая значимость исследования. Теоретическая значимость проведённого исследования заключается в первую очередь в развитии представления о криптовалютах как о гетерогенном классе финансовых активов, о существовании различных категорий криптовалют, выполняющих совершенно разные экономические функции. Разработанная на основе этого таксономия криптовалют даёт новый исследовательский аппарат для анализа цифровых валют не просто как однородного феномена, а с учётом их функциональной неоднородности, что может быть применено при разработке моделей их ценообразования.

Значимыми также является результат анализа выполнения Bitcoin'ом функций средства платежа и средства сбережения, что способствует дальнейшему развитию подходов к оценке его стоимости и роли в инвестиционных портфелях.

Кроме того, исследование впервые показывает динамичность и эволюцию факторов доходностей криптовалют во времени. Обосновано существование разных этапов развития

криптовалютного рынка — раннего (становления) и позднего (после пузыря 2017-2018 гг.), для которых характерны различные модели поведения цен и факторов риска. Такой вывод важен для теории финансовых рынков, поскольку подчёркивает необходимость учёта временного контекста при анализе новых активов: факторы и взаимосвязи не статичны, они формируются и изменяются по мере роста рынка, изменений регулирования и технологического прогресса. Данное положение развивает научное представление о стадиях становления нового класса активов.

Практическая значимость исследования. Результаты исследования имеют практическую значимость как для других исследователей, так и для профессиональных участников рынка, инвесторов и регулятора.

Результаты эконометрического исследования на подвыборках продемонстрировали произошедшие структурные изменения крипторынка, на основании которых можно сделать конкретную практическую рекомендацию о необходимости использования для эконометрического моделирования, разработок систем риск-менеджмента или бэктеста инвестиционных стратегий не всех доступных данных в части цен криптовалют, а как минимум ограничить выборку снизу 2018 годом.

Выявленные различия между категориями криптовалют с точки зрения их подверженности крипторыночному риску также обладают конкретной практической значимостью для формирования портфелей. Результаты показывают, что диверсификация инвестиций внутри крипторынка может снижать риски: некоторые категории (DeFi-токены, мемкойны) слабо коррелируют с общерыночной динамикой, благодаря чему их добавление в криптопортфель может оказаться эффективным с точки зрения риск-доходности. Тем не менее эти результаты также свидетельствуют и о более высоком идиосинкратическом риске, что требует более тщательного изучения.

При этом есть категории криптовалют, которые демонстрируют более высокую степень корреляции с рынком (токены игровых и NFT-проектов, а также приватные криптовалюты), но зато более низкую чувствительность к крипторыночному риску (бета ниже 1), и при этом имеют чувствительность к фактору размера. Эти результаты имеют практическую значимость с точки зрения развития подходов факторного инвестирования в криптовалютах.

Результаты исследования также имеют практическую значимость в выработке регулирования в области криптовалют, так как они обосновывают гетерогенность данного пространства активов, что может лечь в основу разработки более дифференцированного и риск-ориентированного подхода.

Наконец, результаты работы имеют практическое значение для образовательной и просветительской деятельности. Предложенная классификация криптовалют, анализ монетарной

сущности Bitcoin'a и эмпирические модели могут быть использованы при разработке учебных курсов и программ по финансам, экономике и финтеху.

Апробация и внедрение результатов исследования Основные положения диссертации прошли научно-практическую апробацию и получили положительную оценку на нескольких международных и российских конференциях. Апробация и внедрение результатов исследования подтверждены соответствующими документами: программами конференций, протоколами защиты научно-исследовательских работ, выполненных по государственному заданию.

Степень достоверности результатов исследования. Достоверность результатов, выносимых на защиту, подтверждается корректностью использования современных количественных методов факторного и регрессионного анализа, репрезентативностью и высоким качеством информационной базы исследования, а также соответствием полученных выводов современным научным представлениям в области экономики и финансов, включая актуальные публикации российских и зарубежных авторов, изучающих криптовалюты.

Публикации. Основные положения, выводы и результаты исследования изложены в 5 публикациях автора объемом 5 п.л. (авторский объем 5 п.л.). Все 5 статей опубликованы в журналах из списка рецензируемых научных изданий, рекомендованных для защиты в диссертационном совете РАНХиГС при Президенте РФ по специальности 5.2.4 Финансы, в том числе 3 статьи в списке научных изданий, входящих в международную базу научного цитирования RSCI (3 в Scopus и 1 в Web of Science) и входящих в перечень изданий, утвержденный Ученым советом Академии. Все 5 статей опубликованы в журналах, которые отнесены к категории 1 (K1) ВАК при Министерстве науки и высшего образования Российской Федерации.

Объем и структура работы. Работа включает в себя введение, три главы, заключение, список литературы. В главе 1 показано развитие рынка криптоактивов сквозь призму категоризации криптовалют по их сущностным и экономическим свойствам. В главе 2 представлен обзор научной финансовой и экономической литературы, посвящённой анализу криптовалют. Первая часть обзора посвящена анализу выполнения Bitcoin'ом функций средства платежа и средства сбережений, вторая часть посвящена теоретическим аспектам моделирования ценообразования криптовалют, а третья — эмпирическим исследованиям криптовалют с упором на работы, исследующие факторы доходности криптовалют. В выводах главы 2 также сформулированы содержательные гипотезы. В главе 3 проводится эконометрическое моделирование доходностей криптовалют Bitcoin и Ether, а также построение категориальных портфелей и оценка факторных моделей их доходностей, с помощью которых проверяются выдвинутые гипотезы. Содержание диссертации изложено на 203 страницах, включающих в себя 23 рисунка, 36 таблиц, 0 приложений и список литературы из 200 источников.

Глава 1. Рынок криптовалют: эволюция и структура

Рынок криптовалют существует уже более десятка лет и продолжает развиваться, несмотря на до сих пор присутствующий скептицизм как со стороны ряда инвесторов и исследователей, так и со стороны регуляторов¹. К началу 2025 года капитализация рынка криптовалют составляла \$3,7 трлн долларов США, находясь вблизи своих максимальных исторических значений, что значительно выше последнего пика рынка в конце 2021 года, когда капитализация составляла 2,92 трлн (см. рисунок 1).



Рисунок 1 — Капитализация рынка криптовалют по данным Coinmarketcap, трлн. долл. США

В среднем капитализация рынка криптовалют не опускалась на продолжительное время сильно ниже отметки \$1 трлн долларов более двух лет. По меркам рынков других активов данный уровень не является исключительно высоким, однако представляется значимым и сопоставимым. Для сравнения — капитализация мирового рынка акций в начале 2025 года составляла \$125 трлн,

¹ В их числе, например, руководители фонда Berkshire Hathaway Уоррен Баффет и Чарли Мангер (<https://www.cnbc.com/2023/02/16/billionaire-charlie-munger-cryptocurrency-is-crazy-stupid-gambling.html>); председатель совета директоров JPMorgan Джейми Даймон (<https://fortune.com/2023/01/19/jpmorgan-ceo-jamie-dimon-bitcoin-hyped-up-fraud-cryptocurrencies-waste-of-time-but-blockchain-deployable-technology>); авторы книги «Лопая крипто пузырь» (Diehl S., Akalin J., and Tseng D. Popping the Crypto Bubble. Consilience Consulting U.K., 2022. 306 p.); Пол Кругман (<https://www.cnbc.com/2022/01/28/paul-krugman-says-crypto-has-disturbing-parallels-with-subprime.html>); а также некоторые председатели правления Федеральной Резервной Системы США (<https://fortune.com/crypto/2023/03/09/top-fed-official-compares-crypto-tulip-frenzy-warns-substantial-harm-investors-consumers>).

из которых около 50% (\$63 трлн) приходилось на Американский рынок акций; капитализация рынка золота² оценивалась в размере \$17,9 трлн, а российский рынок акций — в \$0,52 трлн.³

Даже исходя из визуального анализа графика капитализации криптовалют, можно предположить, что данный рынок прошел ряд этапов своего развития. В настоящей главе представлен ретроспективный анализ развития рынка криптовалют с момента появления Bitcoin'a в 2009 году и вплоть до начала 2025 года. Он позволит, с одной стороны, оценить прогресс, который криптовалюты совершили за 16 лет в техническом плане, с другой — отследить появление новых технологий и функций, которые и являются источниками различий между разными криптовалютами, и с третьей стороны — отследить эволюцию взглядов на рынок со стороны инвесторов и регуляторов.

Важной задачей данного ретроспективного анализа также является попытка классификации, или даже таксономизации, криптовалют, исходя из их функциональной и экономической сути, так как данный вопрос представляется актуальным как с точки зрения попытки систематизации данной сферы, так и с точки зрения инвестиционной, так как на динамику цен криптовалют, относящихся к разным классам и категориям, могут влиять различные факторы.

Следует заранее оговориться, что задача строгой классификации криптовалют представляется достаточно трудной, так как многие криптовалюты могут совмещать в себе сразу несколько характеристик. Относя упоминаемые криптовалюты к той или иной категории, я исхожу из их основных функций, позиционирования и фактического использования. Более того, как будет показано далее, со временем пространство криптовалют расширилось, а созданные ранее цифровые активы претерпевали технические изменения. В связи с этим более ранние представления о существующих категориях криптовалют и то, цифровые монеты какого проекта относятся к какой категории, изменялись с развитием самой индустрии. Таким образом, приведённая далее категоризация не претендует на истину в последней инстанции и служит, скорее, в качестве контуров, приблизительно, но достаточно ёмко описывающих развитие всей индустрии, а также даёт общее представление о том, как индустрия выглядит на сегодняшний день.

В контексте решения задачи категоризации криптовалют следует также особо подчеркнуть разницу в категоризации между криптовалютами/токенами и проектами, в рамках которых они созданы. В настоящей работе приводится категоризация именно криптовалют, но не проектов. Аналогичная работа по отношению к традиционному финансовому рынку была бы

² Всего золота, которое уже добыто из земли и находится в обращении или хранении в какой-либо форме

³ На 30.12.2024 капитализация всех компаний на Мосбирже составила 53.015 трлн. рублей или 521.4 млрд долларов США при курсе 101.6797 рублей за доллар. Источник: <https://www.moex.com/a8902>

посвящена различным финансовым инструментам — акциям (обычным и привилегированным), облигациям (во всем их разнообразии), деривативам (опционы, фьючерсы и т. п.), но не эмитентам (компания принадлежит к финансовому сектору или к горнодобывающей отрасли).

Важно также оговориться, что практически все из упоминаемых криптовалют и токенов разделяют одну общую функцию — они являются средством инвестиций и спекуляций⁴. Тот факт, что криптовалютные проекты всячески стараются избегать приравнивания их цифровых монет к ценным бумагам⁵ и позиционируют их как что-то другое, совершенно не исключает того, что значительная часть владельцев этих активов покупают их с целью продать дороже в будущем.

1.1 Bitcoin и первые криптовалюты

Практически в любой дискуссии о цифровых активах фигурирует Bitcoin, а многие под термином «криптовалюта», в первую очередь, подразумевают именно Bitcoin, появление которого в 2009 году и дало импульс для формирования соответствующей сферы. Блокчейн Bitcoin был задуман как децентрализованная платежная система, а спустя некоторое время сами единицы криптовалюты стали восприниматься как своего рода деньги/валюта, даже вопреки тому факту, что Bitcoin не обладает всеми необходимыми свойствами денег⁶. Тем не менее в рамках данной главы по умолчанию предполагается, что любая криптовалюта, имеющая самый базовый функционал (условно, такой же как у Bitcoin'a) и без какого-либо конкретного позиционирования, претендует на роль потенциального средства обмена (medium of exchange) и в некотором смысле — на роль денег⁷.

Так как исходный код Bitcoin является открытым, то через некоторое время стали появляться и другие криптовалюты. Чаще всего все криптовалюты, отличные от криптовалюты Bitcoin, называют альтернативными криптовалютами или альткоинами (altcoins). Одними из первых альткоинов стали Litecoin и Namecoin, появившиеся в 2011 году. Разработчики Litecoin использовали незначительно модифицированный код Bitcoin для создания своей криптовалюты, в то время как Namecoin является форком (fork) или ответвлением от основной цепочки блокчейна Bitcoin и с технической точки зрения является практически полностью аналогичным своему прародителю. Примечательно, что данные криптовалюты до сих пор существуют, однако

⁴ Пожалуй, лишь за исключением стейблкоинов и некоторых производных токенов

⁵ Так как это может сопровождаться активными действиями со стороны Комиссии по ценным бумагам и рынкам США с наложением штрафов, ограничением доступа американских пользователей и инвесторов к соответствующим продуктам, или вовсе закрытием проектов.

⁶ Синельникова-Мурылева Е.В., Шилов К.Д., Зубарев А.В. Сущность криптовалют: дескриптивный и сравнительный анализ // Финансы: теория и практика. — 2019. — Т. 23. — №. 6. — С. 36-49 — DOI: 10.26794/2587-5671-2019-23-6-36-49

⁷ Более подробно вопрос о том, насколько криптовалюты и особенно Bitcoin можно считать деньгами, обсуждается во второй главе настоящей работы.

имеют разные судьбы — по состоянию на начало 2025 года Litecoin до сих пор остается одной из высоко капитализированных криптовалют и занимает 21 строчку по размеру капитализации (8,7 млрд долларов США), в то время как Namecoin занимает 1085 строчку с капитализацией всего 14 млн долларов США. Таким образом, первым и достаточно прямолинейным способом категоризации криптовалют является разделение их на Bitcoin и на все остальные (альткоины).⁸

В 2012 году появилась криптовалюта Peercoin, в которой впервые реализовался новый механизм достижения консенсуса в распределенной сети — наравне с механизмом «доказательства работы» (Proof-Of-Work) стал также использоваться механизм «доказательства владения» (Proof-Of-Stake). Иными словами, вероятность майнера создать следующий блок в блокчейне при механизме достижения консенсуса «доказательства владения» зависит не от вычислительных мощностей оборудования майнера, но от количества средств на его криптовалютном кошельке. Использование практически любого другого механизма, отличного от Proof-Of-Work, значительно повышает скорость проведения транзакций, то есть делает сеть более масштабируемой (способной эффективно обрабатывать большое количество транзакций и справляться с высокой активностью пользователей) и снижает потребность в использовании дорогостоящего и экологически небезопасного⁹ майнингового оборудования. Однако использование не Proof-Of-Work алгоритмов также снижает уровень устойчивости распределённой сети к ряду угроз, связанных в том числе с сохранностью средства. Более того, блокчейны с другими алгоритмами консенсуса в целом являются менее децентрализованными. Перечисленные три аспекта — масштабируемость (scalability), безопасность (security) и децентрализация (decentralization) — являются элементами так называемой блокчейн-трилеммы (blockchain trilemma), формализацию которой приписывают создателю Ethereum Виталику Бутерину¹⁰, и суть которой заключается в невозможности создания блокчейна, обладающего сразу всеми тремя свойствами.

В том же 2012 году был запущен проект Ripple (ныне известный как XRP). Ripple уникален своей ориентацией на работу с крупными международными банками. Предполагалось, что криптовалюта XRP будет использоваться в качестве промежуточного актива в межбанковских расчетах. Особый алгоритм консенсуса блокчейна Ripple обеспечивает быстрое проведение

⁸ Строго говоря, одной из основных технических особенностей Litecoin стало использование нового алгоритма шифрования для связывания блоков в блокчейне — вместо функции SHA-256, используемой в Bitcoin, в Litecoin используется scrypt, которая является более сложной и, следовательно, для майнинга Litecoin требуется более мощное оборудование. Тем не менее, использование той или иной хэш-функции не является важным фундаментальным отличительным признаком той или иной криптовалюты.

⁹ См., например, O'Dwyer K. J., Malone D. Bitcoin Mining and its Energy Footprint / ISSC 2014. — 2014. DOI: 10.1049/cp.2014.0699

¹⁰ Shukla S. The 'Blockchain Trilemma' That's Holding Back Crypto // The Washington Post. — 2022. URL: https://www.washingtonpost.com/business/the-blockchain-trilemma-thats-holding-back-crypto/2022/09/07/6dd64574-2ebc-11ed-bcc6-0874b26ae296_story.html

транзакций, однако сама сеть остается относительно более централизованной (по сравнению с Bitcoin, Litecoin и др.), поскольку валидаторами являются утвержденные разработчиками конкретные организации (банки, университеты, хедж-фонды). Тем не менее, конкретной информации о том, используют ли финансовые институты какие-либо решения на базе криптовалюты XRP в открытом доступе на сегодняшний день нет (спустя более чем 13 лет после запуска проекта).

Таким образом, с точки зрения категоризации криптовалюту XRP можно отнести к довольно узкой группе криптовалют, которые позиционируются как «посреднические криптовалюты» (bridge cryptocurrencies). С другой стороны, так как такие криптовалюты используются определенным образом исключительно в рамках создаваемой платформы/протокола/продукта, то такие криптовалюты также называют утилитарными криптовалютами/токенами (utility tokens). Утилитарные токены, по задумке их создателей, не являются инвестиционными активами и не служат как средство платежа за рамками проекта, подобно игровой валюте, покупаемой за фиатные деньги. XRP стала одной из первых криптовалют, не стремящихся быть универсальным, децентрализованным средством платежа.

В 2013 году на основе открытого исходного кода Litecoin появляется криптовалюта Dogecoin. Данная криптовалюта создана исключительно “в шутку” и как криптовалюта-сатира для высмеивания других бессмысленных криптовалют, которые появлялись в то время. Dogecoin, эксплуатируя в своем названии и логотипе известный интернет-мем, стала первой, но далеко не последней криптовалютой из категории так называемых «мем-коинов» (meme coins). Dogecoin существует до сих пор и на начало 2025 года имеет достаточно большую капитализацию (порядка \$56 млрд), что делает ее 7 по размеру капитализации криптовалютой. Примечательно, что существуют некоторые онлайн-магазины и сервисы, которые принимают оплату в Dogecoin, однако это не является общей практикой. Бытует мнение, что мем-коины являются играми Понци, о чем говорит в том числе и один из создателей Dogecoin¹¹, обсуждая другие криптовалюты из этой категории. Несмотря на “несерьезность” мем-коинов, некоторые из них могут достигать достаточно высокие отметки по уровню капитализации, значительно обходя по данному показателю криптовалюты/токены проектов действующих сервисов. Так, например, в апреле 2023 года возникла криптовалюта Pepe, чья капитализация достигла \$1 млрд меньше чем за месяц, после чего снизилась до уровня \$600 млн, а к началу 2025 года выросла уже до 8,7 млрд.

В том же 2013 происходит событие, значительно повлиявшее на дальнейшее развитие криптовалют — появление проекта Mastercoin (ныне известный как Omni) с одноименной криптовалютой MasterCoin. Данный проект стал первым примером появления криптовалюты как

¹¹ Reguerra E. Dogecoin founder speaks out against ‘meme coins’ // Cointelegraph. — 2022. URL: <https://cointelegraph.com/news/dogecoin-founder-speaks-out-against-meme-coins>

бы “*поверх*” существующей криптовалюты. В транзакциях на блокчейне Bitcoin помимо информации, касающейся непосредственно транзакции по переводу единиц криптовалюты Bitcoin (кто, кому, сколько, когда и т. п.), существует поле, в котором можно хранить любую информацию. Создатель Mastercoin предложил использовать это поле для создания целого протокола (набора правил), используя который можно построить новый пользовательский слой поверх блокчейна Bitcoin¹². Первым примером использования данного слоя и стала сама криптовалюта Mastercoin.

Такие криптовалюты, созданные на базе других блокчейнов, стали называть токенами (token), первым из которых и оказался Mastercoin (MSC). Таким образом, в рамках данного разделения, цифровая монета является криптовалютой, если она является нативной (то есть первой и основной) в блокчейне. Если же цифровая монета создан в рамках другого блокчейна (с помощью смарт-контрактов или с помощью стороннего протокола, как Mastercoin) — то это токен. Тем не менее, мы не будем выделять токены как отдельный вид криптовалют, так как данный факт также является техническим и не отражает непосредственную целевую функцию того или иного цифрового актива.

В марте 2015 года Mastercoin был переименован в Omni Layer, а токен MSC — в OMNI, который существует до сих пор (с капитализацией в размере всего \$1 млн). Токен OMNI можно формально отнести к категории утилитарных криптовалют/токенов, однако по факту никакого практического приложения данному токену найдено не было.

Несмотря на сомнительную применимость токена OMNI, сам протокол Omni Layer оказал достаточно большое влияние развитие всей сферы криптовалют. В частности, самой популярной функцией Omni Layer стала функция создания других токенов на базе блокчейна Bitcoin, что привело к появлению в 2014 году первого стейблкоина¹³ от компании Tether. Стабильность курса токена USDT достигается за счет веры инвесторов обещаниям компании Tether Limited Inc. обменять все единицы токенов USDT на доллары США в любой момент времени. Несмотря на постоянную критику Tether за недостаточно прозрачную отчетность о располагаемых резервах¹⁴, по состоянию на начало 2025 года долларовый стейблкоин Tether USDT является самым крупным стейблкоином с капитализацией более \$137 млрд. Таким образом, можно сказать, что стейблкоины являются отдельной важной категорией в пространстве криптовалют, позволяя

¹² В качестве аналогии часто приводится протокол HTTP построенный поверх TCP/IP и не функционирующий без последнего.

¹³ Стейблкоинами называют криптовалюты/токены, курс которых привязан в пропорции один к одному к некоторой фиатной валюте (доллар США, Евро, йена и т. п.) или к ценам некоторых других финансовых активов (например, к золоту).

¹⁴ См., например, Faux Z. Anyone Seen Tether’s Billions? // Bloomberg. — 2021. URL: <https://www.bloomberg.com/news/features/2021-10-07/crypto-mystery-where-s-the-69-billion-backing-the-stablecoin-tether>; Yaffe-Bellany D. The Coin That Could Wreck Crypto // The New-York Times. — 2022. URL: <https://www.nytimes.com/2022/06/17/technology/tether-stablecoin-cryptocurrency.html>

инвесторам иметь своего рода «цифровой доллар» внутри крипторынка без необходимости взаимодействия с традиционной банковской системой каждый раз при продаже других криптовалют.

Долгое время Bitcoin и криптовалюты считались полностью анонимными, что способствовало их использованию на площадках для торговли незаконными товарами. Однако с 2013 года большинству крипто-сообщества стало ясно, что криптовалюты анонимны лишь до момента идентификации владельца кошелька (то есть являются "псевдоанонимными"), а исследования показали, что идентификация владельцев возможна¹⁵. Это привело к появлению криптовалют, целью которых является максимальная анонимизация пользователей. Одной из первых таких криптовалют стал Dash, запущенная в 2014 году. Позже появились и другие, в том числе достаточно известные и сегодня Monero (в том же 2014 году) и Zcash (в 2016). Таким образом, можно выделить еще одну категорию криптовалют — частных (privacy) криптовалют.

На рисунке 2 представлена схема категоризации криптовалют, с учетом перечисленных выше категорий к началу 2015 года.

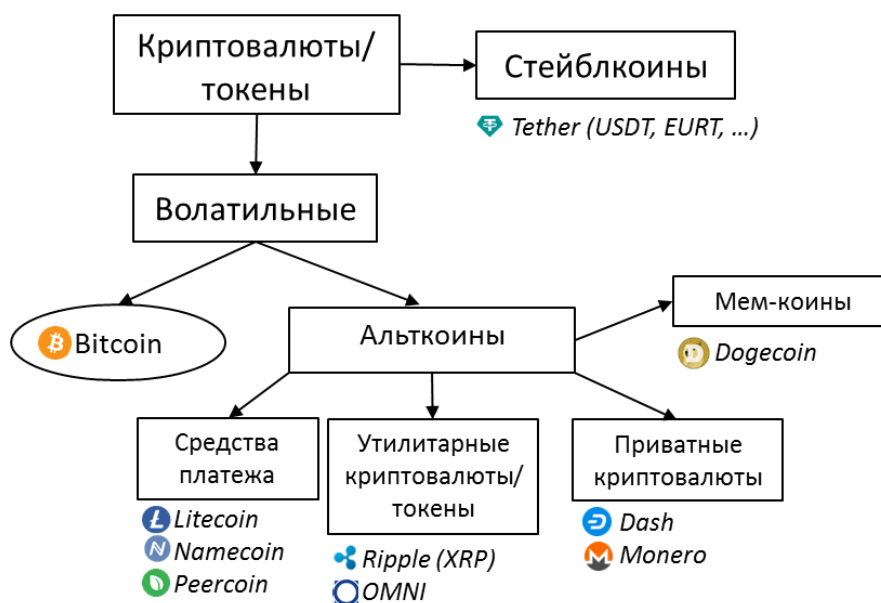


Рисунок 2 — Категории криптовалют к началу 2015 года

¹⁵ См., например,

Simonite T. Mapping the Bitcoin Economy Could Reveal Users' Identities // MIT Technology Review. 2013. URL: <https://www.technologyreview.com/2013/09/05/176558/>;

Bohannon J. Why criminals can't hide behind Bitcoin // Science.org. — 2016. URL: <https://www.science.org/content/article/why-criminals-cant-hide-behind-bitcoin>, DOI: 10.1126/science.aaf4167;

Koshy P., Koshy D., McDaniel. An analysis of anonymity in bitcoin using P2P network traffic / Financial Cryptography and Data Security - 18th International Conference, FC 2014, Revised Selected Papers. — 2014. — p. 469-485. — DOI: 10.1007/978-3-662-45472-5_30

1.2 Ethereum и смарт-контракты

Следующим важным витком развития криптовалют стало появление в 2015 году блокчейна Ethereum. Основным преимуществом Ethereum стала возможность создания смарт-контрактов (smart-contracts) — небольших компьютерных программ, исполняемых не на отдельном выделенном сервере, но распределенно, используя вычислительные мощности участников сети (майнеров). Нативной криптовалютой блокчейна Ethereum является Ether¹⁶, с его помощью уплачиваются комиссии за транзакции в сети, в том числе и за транзакции, которые приводят в действие функции различных смарт-контрактов.

Появление смарт-контрактов, в свою очередь, открыло возможность создания целых распределенных приложений (decentralized applications, dApps) — совокупности взаимосвязанных смарт-контрактов, представляющих собой некоторый сервис/программный продукт. Более того, с помощью смарт-контрактов также можно создавать и различные токены. Сравнительно быстрый блокчейн Ethereum оказался более привлекательной платформой для создания большого количества разнообразных утилитарных токенов различных проектов (в том числе финансовых пирамид и откровенно мошеннических схем), нежели Omni Layer и другие аналогичные протоколы, построенные поверх блокчейна Bitcoin (например, Counterparty, ColoredCoins и т. п.). Преимуществом стали также выпущенные в ноябре 2015 года разработчиками Ethereum унифицированные правила создания токенов ERC-20 (Ethereum Request for Comments №20), которые значительно упростили выпуск собственных цифровых активов на блокчейне Ethereum. Токены, выпущенные в соответствии с данными стандартами, также называют ERC-20 токенам.

С появлением Ethereum постепенно стали набирать популярность также так называемые невзаимозаменяемые токены (non-fungible tokens, NFT), которые отличаются от стандартных взаимозаменяемых ERC-20 токенов или криптовалют (таких как Bitcoin, Ether и всех тех, что мы упоминали ранее) тем, что каждая единица таких токенов уникальна за счет содержащейся в ней некоторой цифровой информации. Так как стоимость и характеристика практически каждой NFT уникальна, то выделить их всех в какую-то одну или даже несколько категорий в рамках пространства криптовалют достаточно сложно. В связи с этим в данной главе речь идёт главным образом о стандартных взаимозаменяемых токенах¹⁷.

¹⁶ Достаточно часто даже в научной литературе, посвящённой криптовалютам происходит путаница, когда говорят, что Ethereum — это криптовалюта. На самом деле Ethereum это название распределённой сети (блокчейна), на которой оборачивается криптовалюта Ether.

¹⁷ Подробно с историей развития NFT можно ознакомиться в работе Nadini M. et al. Mapping the NFT revolution: market trends, trade networks, and visual features //Scientific reports. — 2021. — Т. 11. — №. 1. — С. 20902. — DOI: 10.1038/s41598-021-00053-8

Блокчейн Ethereum стал первым, но далеко не последним блокчейном с возможностью создания смарт-контрактов. Нативные криптовалюты, оборачивающиеся на таких блокчейнах, можно выделить в категорию криптовалют/токенов блокчейн-платформ. Формально такие криптовалюты можно отнести к утилитарными токенами, так как они, в основном, служат средством уплаты комиссий за функционирование смарт-контрактов и проведение транзакций. Однако мы вынесем их в отдельную категорию ввиду явной особенности блокчейна, на котором они оборачиваются. На рисунке 3 представлены категории криптовалют с учетом появления блокчейн-платформ.

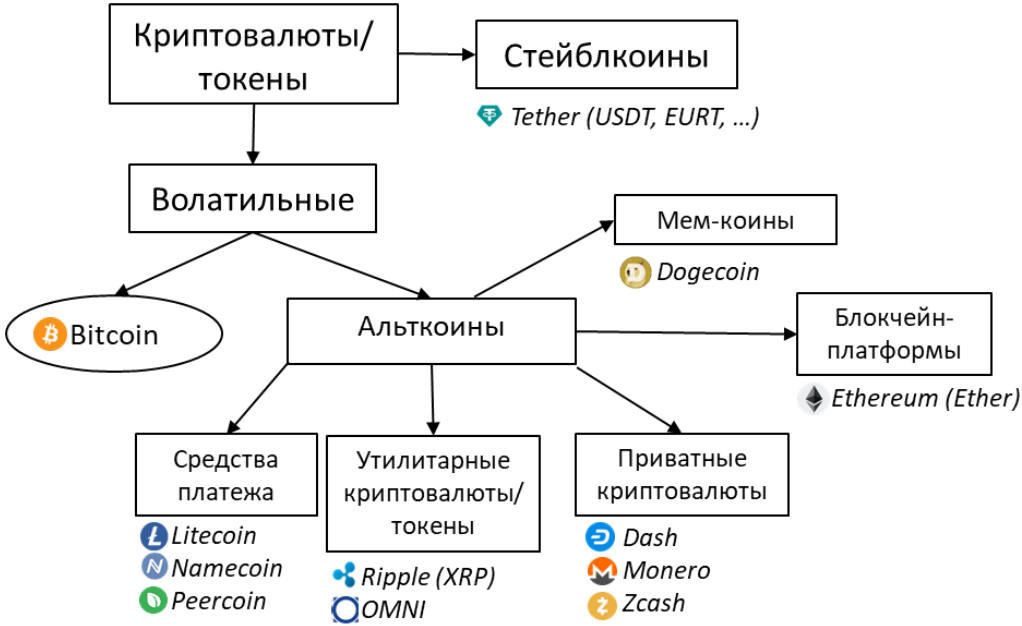
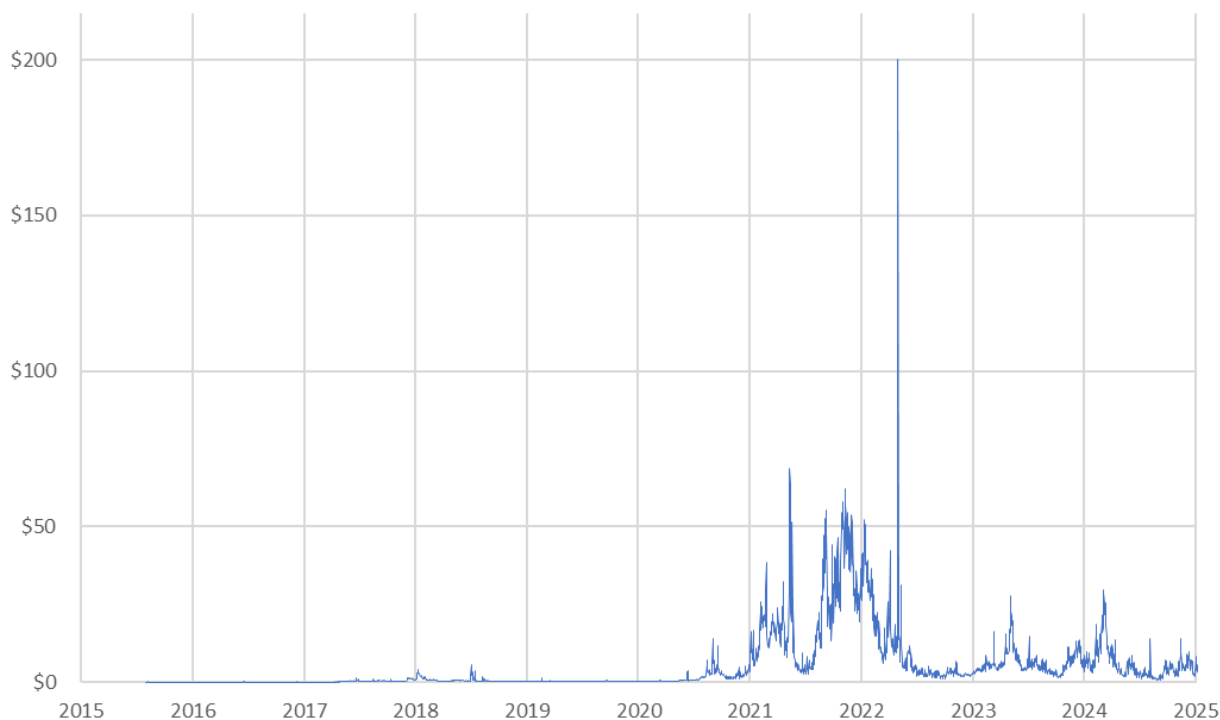


Рисунок 3 — Категории криптовалют с учетом появления блокчейн-платформ

С развитием сферы количество блокчейн-платформ увеличилось. В первую очередь, это было обусловлено относительно низкой пропускной способностью блокчейна Ethereum, которая хотя и является более высокой по сравнению с сетью Bitcoin, периодически оказывалась неспособной справиться с большим объёмом транзакций. Ситуация, когда большое количество пользователей одновременно пытаются совершить транзакции при ограниченной пропускной способности, приводит к росту транзакционных комиссий. В криптовалютах пользователи могут самостоятельно устанавливать размер комиссии, который они готовы заплатить, поэтому в моменты повышенного спроса комиссии логичным образом растут. На рисунке 4 представлена среднедневная сумма комиссий, которую пользователи должны были заплатить для проведения транзакции на блокчейне Ethereum.



Примечание. Источник: составлено автором по данным etherscan.io.

Рисунок 4 — Среднедневная стоимость комиссии за проведение транзакции в блокчейне Ethereum, доллары США

Как видно на рисунке выше, в некоторые дни комиссии превышали 50 долларов, что является крайне высоким уровнем, учитывая что в Ethereum размер комиссии не зависит от объёма средств, которые должны быть переведены в рамках транзакции. Для решения данной проблемы разработчики Ethereum постепенно обновляют различные аспекты функционирования сети. Одним из последних крупных обновлений 15 сентября 2022 года стал переход Ethereum с алгоритма консенсуса «доказательства работы» (proof-of-work) на «доказательство владения» (proof-of-stake), что позволило увеличить скорость формирования блоков в блокчейне и повысило пропускную способность. Тем не менее, как видно на картинке выше, комиссии в сети Ethereum всё равно оставались достаточно высокими — в районе 4,77 долларов в 4-м квартале 2024 года.

Естественным образом стали появляться другие блокчейн-платформы, предлагающие более высокую пропускную способность сети и низкие комиссии. Ярким примером является блокчейн Binance Smart Chain, созданный криптовалютной биржей Binance с нативной криптовалютой BNB. Выпущенный в 2017 году Binance Coin изначально был всего лишь утилитарным ERC-20 токеном и служил средством уплаты комиссий на Binance, однако в 2019 году данный токен был переименован в BNB и мигрировал на собственный блокчейн с поддержкой смарт-контрактов. BNB также является примером, когда основное целевое назначение криптовалюты меняется со временем.

Помимо Binance Smart Chain в качестве конкурирующих с Ethereum блокчейн-платформ можно назвать Tron (с криптовалютой TRX), Solana (с криптовалютой SOL) и Polkadot (с криптовалютой DOT). В сторону превращения в блокчейн-платформы в настоящее время также движутся упомянутый ранее XRP и проект Stellar, позиционирующийся как конкурент Ripple.

Важным видится отметить категорию инфраструктурных криптовалютных сервисов, признанных решить проблему масштабируемости сети Ethereum посредством построения поверх него с помощью смарт-контрактов нового сетевого слоя (Layer-2), в который можно “выносить” для проведения часть транзакций, тем самым разгружая основную сеть Ethereum (Layer-1). Примерами такого рода Layer-2 протоколов являются проекты Arbitrum и Optimism, запущенные в конце лета 2021 года и созданные для того, чтобы вывести часть нагрузки сети Ethereum в собственные сети, сохраняя при этом гарантированную блокчейном Ethereum безопасность и децентрализацию. Данные проекты используют технологию оптимистичного роллапа (optimistic rollup, rollup — свёртка), суть которой заключается в объединении некоторого количества транзакций в наборы пакетов, исполняемых не в сети Ethereum, а в сети второго уровня. Хэш от пакетов при этом размещается в блокчейне Ethereum, что гарантирует невозможность их изменения. Помимо оптимистичных есть также роллапы с нулевым доказательством разглашения (zkRollups, zero-knowledge proof rollups), например протоколы zkSync и Loopring. Эти роллапы отличаются лишь подходом к решению одной и той же задачи.

В контексте же таксономии криптовалют Layer-2 протоколы также интересны тем фактом, что несмотря на их важность для решения проблемы масштабируемости сети Ethereum, для их функционирования не нужны никакие токены. Так, токены ARB проекта Arbitrum и OP проекта Optimism появились значительно позже их запуска летом 2021 года — 31 мая 2022 года и 24 марта 2023 года соответственно. Таким образом, данные токены по своему функционалу не относятся ни к утилитарным токенам, ни к токенам блокчейн-платформ (так как данные протоколы функционировали и без них), а скорее к токенам управления.

1.3 Токены управления и децентрализованные автономные организации

Помимо возможности создания токенов и различных dApps, смарт-контракты открыли возможность организации так называемых децентрализованных автономных организаций (decentralized autonomous organization, DAO). Под DAO обычно понимается основанная на распределенном реестре система, в которой взаимодействие членов и управленческие решения принимаются децентрализованно при посредничестве смарт-контрактов¹⁸. В некотором смысле

¹⁸ См.

Hassan S., De Filippi P. Decentralized autonomous organization //Internet Policy Review. — 2021. — Т. 10. — №. 2. — С. 1-10. DOI: 10.14763/2021.2.1556;

DAO можно сравнить с акционерным обществом. Для участия в DAO требуется приобрести токены, владение которыми дает право участвовать в голосовании по дальнейшему развитию или даже отдельным действиям сообщества, в том числе и по вопросам распределения полученных DAO прибылей. Как и в случае с первичным предложением акций, первичное распределение токенов проходит через аналогичную процедуру — первичного предложения токенов (ICO), в результате которого собранные средства DAO (своего рода акционерный капитал) аккумулируются на кошельках децентрализованной организации, а управление средствами производится с помощью голосования владельцев токенов¹⁹.

Одним из первых DAO стал проект TheDAO, запущенный в апреле 2016 года на блокчейне Ethereum. TheDAO задумывался как своего рода хедж-фонд, в котором собранные в ходе ICO²⁰ средства управлялись бы посредством голосования держателей токенов. Инвесторы, участвовавшие в ICO, в обмен на свои вложения получали токены DAO²¹. Однако уже в июне 2016 года злоумышленником была обнаружена уязвимость в коде смарт-контрактов TheDAO, благодаря которой была похищена треть их средств (\$50 млн)²².

Другим крайне важным событием для развития всей криптовалютной индустрии стало появление в декабре 2017 года другой DAO на блокчейне Ethereum — MakerDAO²³. Данная DAO управляет децентрализованным приложением (протоколом) Maker, основной функцией которого является эмиссия сверхобеспеченного (over-collaterized) стейблкоина Dai. В отличие от полностью обеспеченных стейблкоинов типа USDT, Dai обеспечивается другими криптовалютами (в первую очередь, Ether и прочими ERC-20 токенами, включая централизованный стейблкоин USDC). Из-за высокой волатильности криптовалют в Maker используются специальные залоговые коэффициенты, превышающие единицу: при внесении в протокол в качестве залога, например, Ether на \$100 пользователь может получить Dai на сумму максимум \$58,8 (при коэффициенте 170%). За выпуск Dai с пользователя взимается аналог процентной ставки

El Faqir Y., Arroyo J., Hassan S. An overview of decentralized autonomous organizations on the blockchain //Proceedings of the 16th international symposium on open collaboration. — 2020. — С. 1-8. DOI: 10.1145/3412569.3412579

¹⁹ Подробному разбору принципов функционирования DAO посвящена работа Liu L. et al. From technology to society: An overview of blockchain-based DAO //IEEE Open Journal of the Computer Society. — 2021. — Т. 2. — С. 204-215. DOI: 10.1109/OJCS.2021.3072661

²⁰ Во время ICO проекта TheDAO было собрано порядка \$150 млн.

²¹ Под фразой “токен DAO” понимается именно токен, удостоверяющий право владельца на участие в проекте TheDAO. К сожалению, создатели TheDAO решили не очень сильно проявлять креативность в названиях, что часто приводит к путанице в обсуждении конкретно кейса TheDAO.

²² Это событие привело к решению разработчиков блокчейна Ethereum вмешаться в работу блокчейна посредством «переписывания» состояния сети таким образом, чтобы похищенные средства были перемещены на специальный счет со счёта хакера. Часть пользователей оказались с этим не согласны и продолжили оригинальную ветку блокчейна Ethereum, которая стала носить название Ethereum Classic.

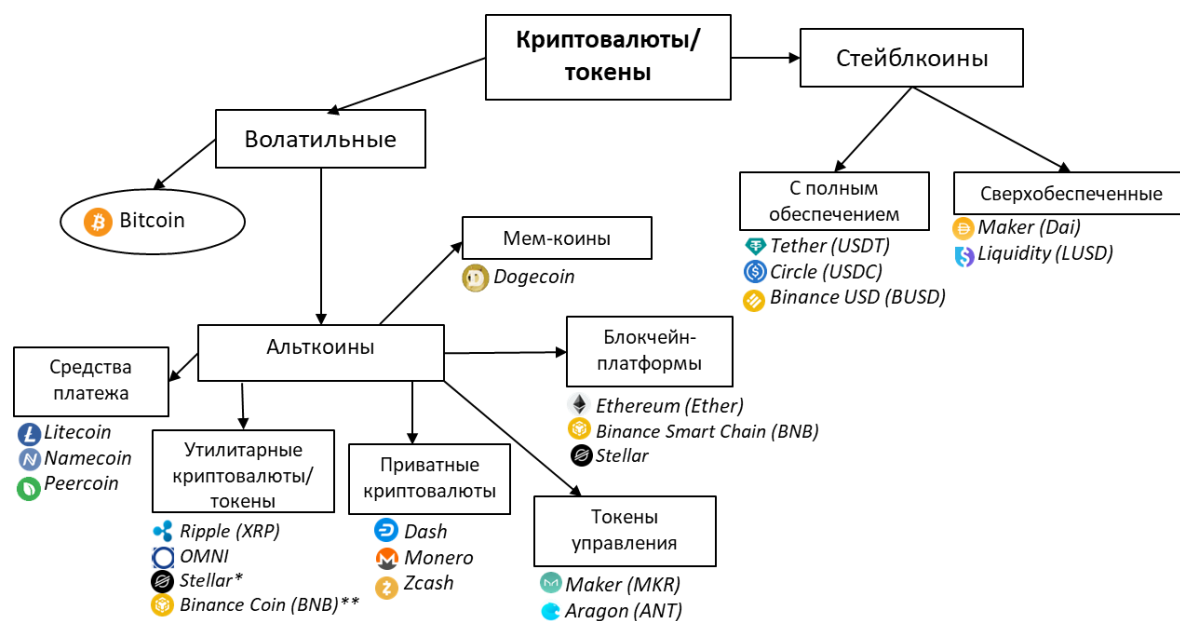
²³ Во второй половине 2024 года произошёл ребрендинг и теперь MakerDAO известны как SKY, а в дополнение к DAI выпускается новый стейблкоин USDS

(stability fee), уплачиваемой при возврате Dai в протокол, после чего пользователь вновь получает доступ к своим заложенным средствам.

Кроме того, токены MKR позволяют участвовать в управлении протоколом MakerDAO, в том числе голосовать по вопросам изменения залоговых коэффициентов, процентной ставки, распределения прибыли и т. д.

Таким образом, токен MKR проекта MakerDAO, как и описанный ранее токен DAO проекта TheDAO, можно выделить в отдельный класс криптовалют/токен — токены управления (governance), которые дают возможность их держателям принимать участие в управлении различными DAO. При этом стоит отдельно отметить, что токен MKR часто относят к DeFi-токенам ввиду принадлежности самого протокола Maker к сфере децентрализованных финансов, хотя по своему функционалу и назначению токен MKR является токеном управления и мало чем отличается от других токенов из этой категории (например, от токена ANT проекта Aragon, платформы для создания других DAO).

На рисунке 5 продемонстрирована обновленная схема категорий криптовалют с учетом токенов управления, а также сверхобеспеченных стейблкоинов²⁴.



Примечание. * — Stellar до ввода полноценных смарт-контрактов в 2023 году, ** — до запуска собственного блокчейна Binance Smart Chain в апреле 2019 года, Liquidity — протокол выпуска сверхобеспеченных стейблкоинов LUSD (технически схож с Maker).

Рисунок 5 — Категории криптовалют

²⁴ Существует также категория так называемых алгоритмических стейблкоинов, примером которого является TerraUSD (UST) блокчейна Terra, рухнувший в мае 2022 года. На сегодняшний день не существует успешных примеров алгоритмических стейблкоинов, а следовательно, выносить их в отдельную категорию не представляется оправданным.

1.4 Развитие сектора децентрализованных финансов и криптовалютные деривативы

Одной из сфер криптовалют, получившей популярность уже после падения рынков в 2017 году, стали децентрализованные финансы (decentralized finance, DeFi). Под сферой DeFi обычно подразумевают различные децентрализованные приложения, построенные на базе распределённого реестра и предоставляющие финансовые услуги без централизованного управляющего органа. Основная фундаментальная идея децентрализованных финансов состоит в том, чтобы при полном отсутствии доверия между участниками возможно было бы создать и использовать финансовые инструменты, которые в традиционной системе не могут действовать из-за невозможности нивелирования риска контрагента. Именно наличие данного риска является одной из причин существования финансовых посредников. Роль посредников в случае DeFi переходит к смарт-контрактам. Более того, отсутствие централизованного посредника позволяет автоматизировать и сделать прозрачным комиссионное ценообразование, полностью зависящее от спроса и предложения в каждый момент времени. DeFi-сервисы также отличаются открытостью, так как в отсутствие центрального контрагента (посредника) никто не может ограничить вход для новых участников. Таким образом, любой может не только традиционно разместить свои средства под проценты, но и поучаствовать в деятельности, ранее доступной лишь крупным финансовым институтам — например, предоставить ликвидность для автоматического маркет-мейкинга на бирже и зарабатывать комиссию с биржевых сделок.

Некоторые приложения являются аналогами классических финансовых сервисов — лендинговые протоколы (Compound, Aave), позволяющие пользователям размещать криптовалюту на своего рода “депозит” и получать за это проценты, а также использовать этот депозит в качестве залога для получения кредита в некоторой другой криптовалюте; децентрализованные криптовалютные биржи (Uniswap, PancakeSwap), децентрализованные биржи с поддержкой маржинальной торговли (dYdX, GMX, Apex) и торговли опционными контрактами (Opyn, Moby), токенизированные готовые инвестиционные стратегии (TokenSet). Рынки прогнозов (Augur, Polymarket) позволяют сделать ставку на совершение любого события в мире, что открывает широкие возможности для хеджирования открытых позиций от самых необычных событий, а страховые сервисы (Nexus) — оформить страховой смарт-контракт от нежелательных событий в мире криптовалют (например, чрезмерное отклонение некоторого долларового стейблкоина от цены в 1 доллар). К DeFi также относят некоторые сервисы, создающие важные технические элементы инфраструктуры, которые помогают функционированию непосредственно финансовых протоколов — сервисы “оракулы” (например Chainlink), транслирующие в блокчейны информацию из других блокчейнов или из Интернета

(курсы различных фиатных валют, активов и т.п.); кросс-чейн свопы (cross-chain swaps), позволяющие обменивать криптовалюты и токены с разных блокчейнов (например Wormhole); а также алгоритмические стейблкоины, выпускаемые за счёт принятого на соответствующие смарт-контракты залога в виде других криптовалют (DAI, FRAX).

На рисунке 6 представлена динамика одного из основных показателей сферы DeFi — объема средств, размещенных (заблокированных) на смарт-контрактах DeFi-приложений (Total value locked, TVL). В контексте, например, рассмотренного выше протокола Maker объем заблокированных средств на смарт-контрактах протокола Maker будет равен сумме в долларовом выражении всех криптовалют, под залог которых выпущены стейблкоины Dai, так как именно эти криптовалюты “заблокированы” на смарт-контрактах протокола до тех пор, пока пользователи не закроют свои долговые позиции (вернут Dai).

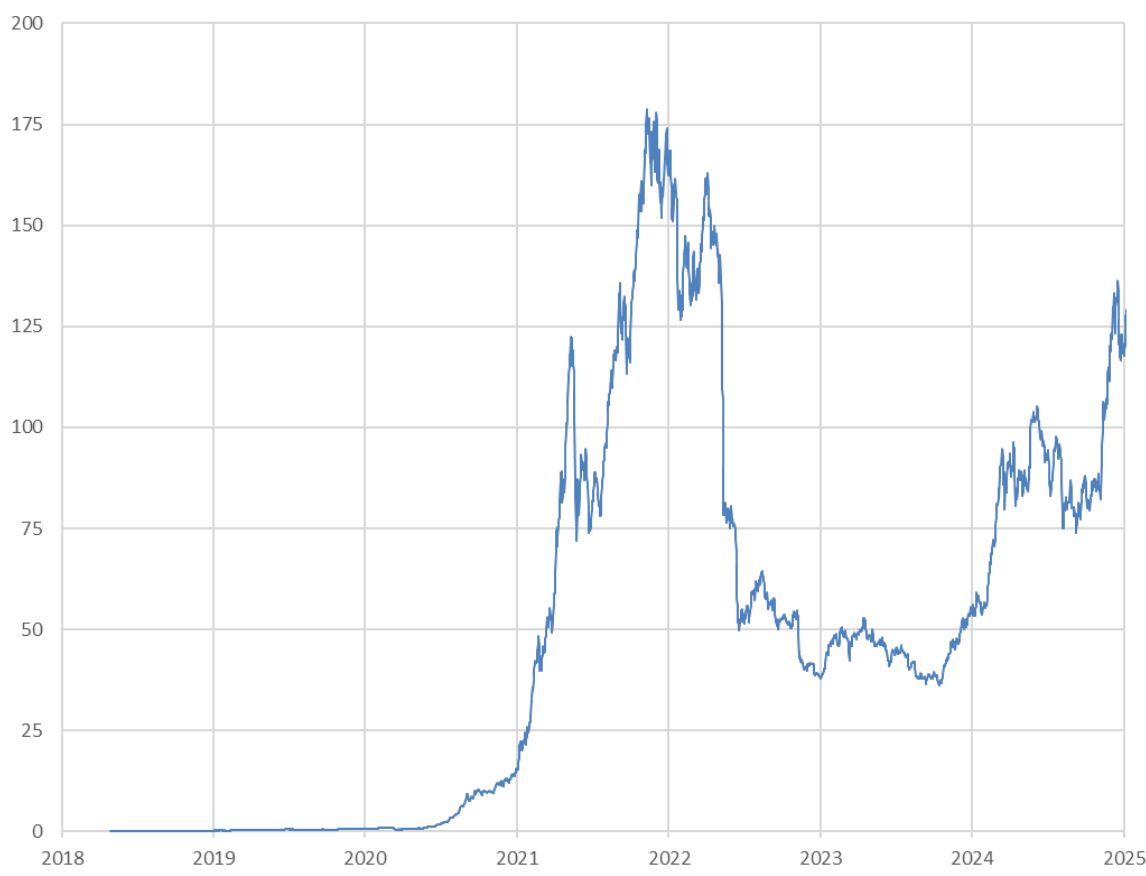


Рисунок 6 — Объем заблокированных средств на смарт-контрактах DeFi-приложений по данным defillama.com, млрд долларов США

Максимальный TVL на смарт-контрактах DeFi-приложений наблюдался в декабре 2021 года, когда соответствующая сумма превысила отметку в размере \$175 млрд, после чего к 2023 году снизился до \$50 млрд, после чего вновь начал расти в 2024 году (около \$125 млрд к началу 2025 года). Причина такого падения в 2022 году в основном связана со снижением общей

капитализации криптовалютного рынка в то время, что и привело к отрицательной переоценке всех цифровых монет, размещенных в соответствующих DeFi-приложениях²⁵.

Появление и развитие сектора DeFi также привело к появлению большого количество новых видов токенов, являющихся производными не только от некоторых реальных активов (например, от акций или даже недвижимости), но и от других криптовалют и даже от целых портфелей, состоящих из них. Формально, первым классом деривативных (производных) токенов можно считать стейблкоины, в которых базовым активом является фиатная валюта или корзина из других криптовалют (в случае со стейблкоинами, обеспеченными криптовалютой).

Важной инфраструктурной категорией производных токенов являются обернутые токены (wrapped tokens), самым популярным из которых является появившейся в 2019 году обернутый Bitcoin (wrapped Bitcoin или WBTC) — ERC-20 токен на Ethereum. Важность данного проекта заключается в том, что многие блокчейны, в том числе Bitcoin и Ethereum, не являются совместимыми в том смысле, что единицы криптовалюты Bitcoin никоим образом не могут оказаться на блокчейне Ethereum. Для решения этой проблемы был организован проект Wrapped BTC, который объединяет ряд специализированных агентов (мерчантов), которые принимают от заинтересованных пользователей криптовалюту Bitcoin на соответствующем блокчейне и создают (минтят, mint) для них эквивалентное число токенов WBTC уже на блокчейне Ethereum. Таким образом, пользователи получают возможность использовать свои Bitcoin'ы в DeFi-сервисах на блокчейне Ethereum. По состоянию на начало 2025 года капитализация WBTC составляла порядка \$13 млрд. Иными словами, 0,67% всех Bitcoin'ов сейчас оборачивается на Ethereum в форме обернутых токенов.

Другой вид производных токенов выполняет функцию своего рода «расписки» и является цифровым подтверждением факта передачи средств пользователя в DeFi-сервисы с целью получения дохода на размещенные средства. В свою очередь, такие токены-«расписки» можно разбить на две крупные группы — токены поставщиков ликвидности (LP-tokens, liquidity providers) и токены, приносящие проценты (interest-bearing tokens или yield tokens). Первые — используются в рамках различных децентрализованных бирж и обменников.

Любая биржа требует маркет-мейкера для обеспечения ликвидности и глубины биржевого стакана по каждому инструменту. На децентрализованных биржах (например, Uniswap или Balancer) пулы ликвидности (liquidity pools) заменяют маркет-мейкеров. Пользователи размещают средства в эти пулы, получая взамен часть комиссий за операции по конкретной торговой паре. При создании пула (например, BTC/USDT) пользователи размещают оба актива в определенной пропорции, получая взамен LP-токен, подтверждающий их долю в пуле и право на

²⁵ Скорее всего общее количество единиц криптовалют на смарт-контрактах также снизилось, хотя по данным портала DefiLlama утверждать это наверняка затруднительно.

долю транзакционных комиссий.²⁶ Такие LP-токены автоматически выпускаются при размещении средств и уничтожаются при изъятии.

В свою очередь, в некоторых кредитно-депозитных протоколах, таких как Compound (запущен в сентябре 2018 год), за размещение в них средств пользователи могут получать так называемые процентные токены или токены, на которые начисляются проценты (interest-bearing tokens или yield tokens). В Compound они обозначаются как cTokens. Например, если пользователь вносит 100 USDC, он получает эквивалентное количество cUSDC. В начале эти cUSDC соответствуют сумме депозита, но со временем растут в цене, отражая накопленные проценты. Если пользователь решает погасить cUSDC, он получит обратно больше, чем его первоначальный вклад с учётом накопленных процентов. Пересчет цены cUSDC происходит каждые 13-15 секунд с каждым блоком Ethereum.

Протокол Compound зарабатывает на выдаче обеспеченных кредитов под процент, который выше ставки по вкладам. В отличие от Maker, он позволяет брать в кредит разные криптовалюты, не только стейблкоины²⁷. Таким образом, cToken'ы проекта Compound (как и aTokens протокола AAVE и yTokens протокола yearnFinance) выступают в роли своеобразных «депозитных сертификатов» и определено являются отдельным классом производных токенов. Более того, полученными процентными токенами можно торговать на вторичном рынке или даже закладывать их в других DeFi-протоколах. Многократное перезакладывание таких токенов и извлечение прибыли из разницы ставок в разных протоколах называют «доходным фермерством» (yield farming).

Другой любопытной категорией производных токенов являются структурные токены (по аналогии со «структурными продуктами» из сферы традиционных финансов), динамика которых отражает некоторую выбранную инвестиционную стратегию. Это могут быть как простые следования за индексом доходности портфеля криптовалют, аналогичные паевым биржевым фондам (ETF), так и более сложные стратегии, отражающие обратную (аналог inverse ETF) или увеличенную (аналог leveraged ETF) динамику актива. Примерами таких токенов являются токены проекта Index Coop — DeFi Pulse Index (DPI), отражающие динамику средневзвешенного портфеля из токенов управления различных DeFi-протоколов; Metaverse Index (MVI), отражающий динамику портфеля из токенов, так или иначе связанных со концепцией «метавселенных»; а также маржинальные токены ETH-2x Flexible Leverage Index и BTC-2x Flexible Leverage Index, отражающие удвоенную динамику Ether и Bitcoin соответственно. Среди

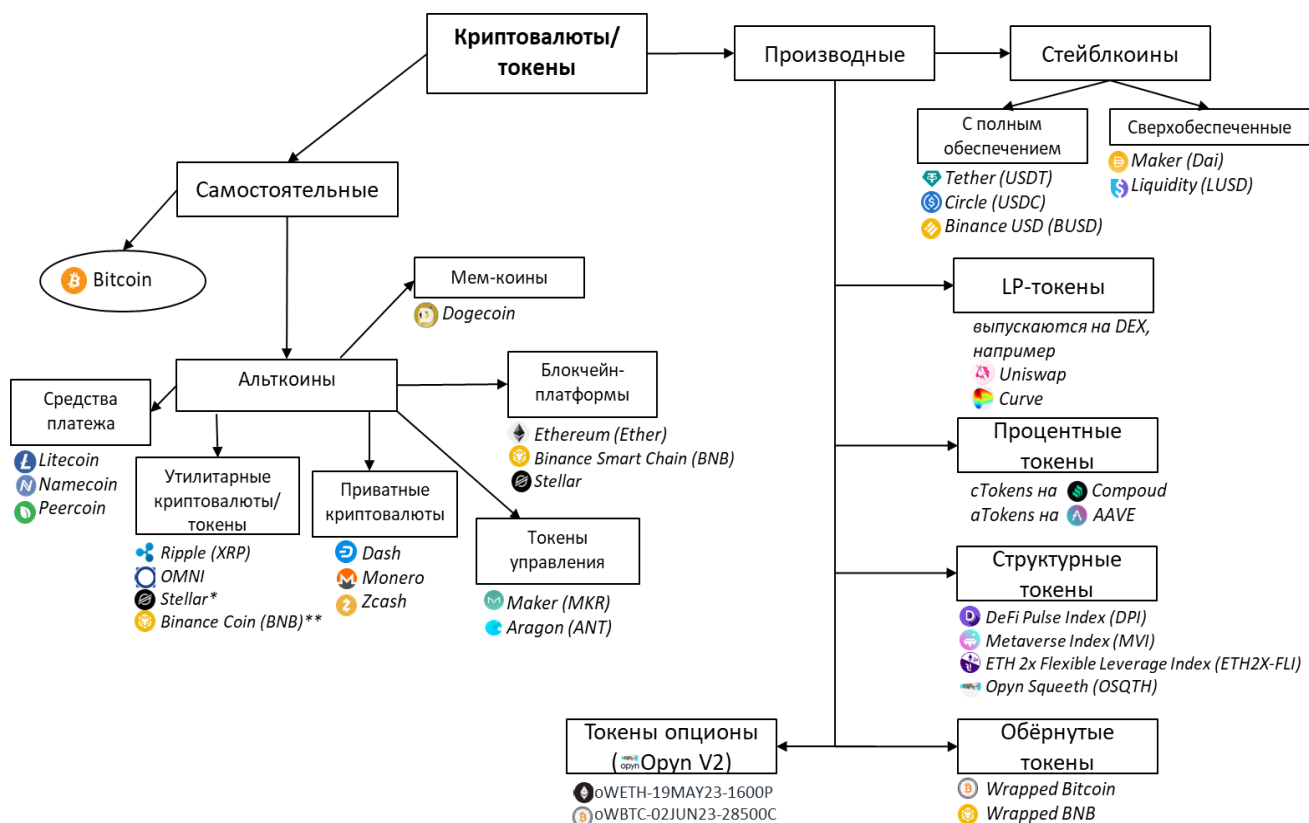
²⁶ Подробнее о работе децентрализованных бирж в работе см. работу Майоров И. С. Автоматический маркет-мейкер — альтернатива традиционным биржевым моделям? // Экономическая политика. — 2022. — Т. 17. — №. 6. — С. 112-139. DOI: 10.18288/1994-5124-2022-6-112-139

²⁷ Естественно, в протоколе Compound предусмотрены различные механизмы риск-менеджмента и автоматизированного контроля за рыночной стоимостью залога, а также автоматическая ликвидация позиций в случае, если стоимость залога падает ниже определённого значения.

более изощренных структурных токенов можно выделить токены децентрализованной опционной платформы Орун. Один из них, Squeeth (Squared Ether), представляет собой ERC-20 токен и функционирует аналогично бессрчным фьючерсным контрактам, однако в случае с Орун все функции клиринга и расчета вариационной маржи, которые обычно выполняет биржа, производятся с помощью смарт-контрактов²⁸.

Оptionный протокол Орун (Орун V2) также предлагает отдельный модуль (Gamma Protocol), позволяющий создавать полноценные опционные контракты в виде ERC-20 токенов. Хотя проект Орун сместил свой фокус на создание структурных токенов, Gamma Protocol продолжает работать и используется, например, другим DeFi-сервисом по выпуску структурных токенов Ribbon Finance, который с помощью созданных на Gamma Protocol опционов хеджирует свои позиции. Таким образом, эти опционные токены являются достаточно узконаправленными и обычно недоступны на каких-либо биржах. Тем не менее представляется важным отметить само существование таких концептов в данной области²⁹.

На рисунке 7 представлена финальная версия предлагаемой таксономии криптовалют.



Примечание. См. примечание к рисунку 5.

Рисунок 7 — Итоговая таксономия криптовалют

²⁸ Проект Орун в ноябре 2024 года прекратил поддержку продукта Squeeth и вернул инвесторам их средства
²⁹ Отметим, что на другом опционном DeFi-протоколе Negic опционы выпускаются в форме NFT.

Выводы из главы 1

В данной главе была предпринята попытка таксономизации криптовалют/токенов, исходя из сущностных экономических характеристик. За рамками проведённого анализа остались, например, невзаимозаменяемые токены (NFT), а также множество возможных категорий сервисов и продуктов, существующих в сфере криптовалют. Тем не менее, была предпринята попытка выделения основных сущностных характеристик, свойственных отдельным группам криптовалют, совершённая, с одной стороны, сквозь призму ретроспективного анализа рынка, а с другой — не усложняя чрезмерно предлагаемую таксономию техническими аспектами и делая упор на самые основные и заметные категории криптовалют. Достаточно сложно проанализировать весь рынок, который, к тому же, находится в постоянном развитии. Тем не менее полученная таксономия, как видится, в значительной степени покрывает большую часть пространства криптовалют на сегодняшний день.

Существование различных категорий самостоятельных криптовалют, значительно различающихся по своим целевым функциям, вероятно может означать и наличие свойственных для каждой категории механизмов ценообразования и, как следствие, факторов доходностей. Так, например, доходность криптовалют из категории платёжных средств может в большей степени зависеть от количества пользователей и транзакций, так как это косвенно может указывать на популярность использования данного актива в качестве средства платежа, мем-коины — от информационного фона вокруг них, блокчейн-платформы — от размера экосистем децентрализованных приложений, построенных на них, а ценообразование токенов управления может даже оказаться схожим с ценообразованием акций.

Отдельно можно отметить категории токенов, которые достаточно сильно напоминают различные финансовые инструменты из сферы традиционных финансов. Помимо упомянутых токенов управления, схожих по своим функциям с простыми голосующими акциями, был выделен достаточно широкий класс производных токенов, отражающих динамику других активов или удостоверяющих право пользователей на получение дохода от отданных в управление средств. Более того, с помощью смарт-контрактов на децентрализованной основе стали появляться целые аналоги биржевых паевых фондов (ETF), а также более сложные структурные продукты и даже опционные контракты. Все это указывает на выстраивание в сфере криптовалют некоторой альтернативной децентрализованной финансовой системы.

На сегодняшний день, однако, данная система в основном функционирует исключительно внутри самого рынка криптовалют и, видимо, не особенно влияет на реальный или финансовый сектор экономик разных стран в каком-либо положительном ключе. В качестве примеров негативных последствий, тем не менее, можно привести относительно недавний крах

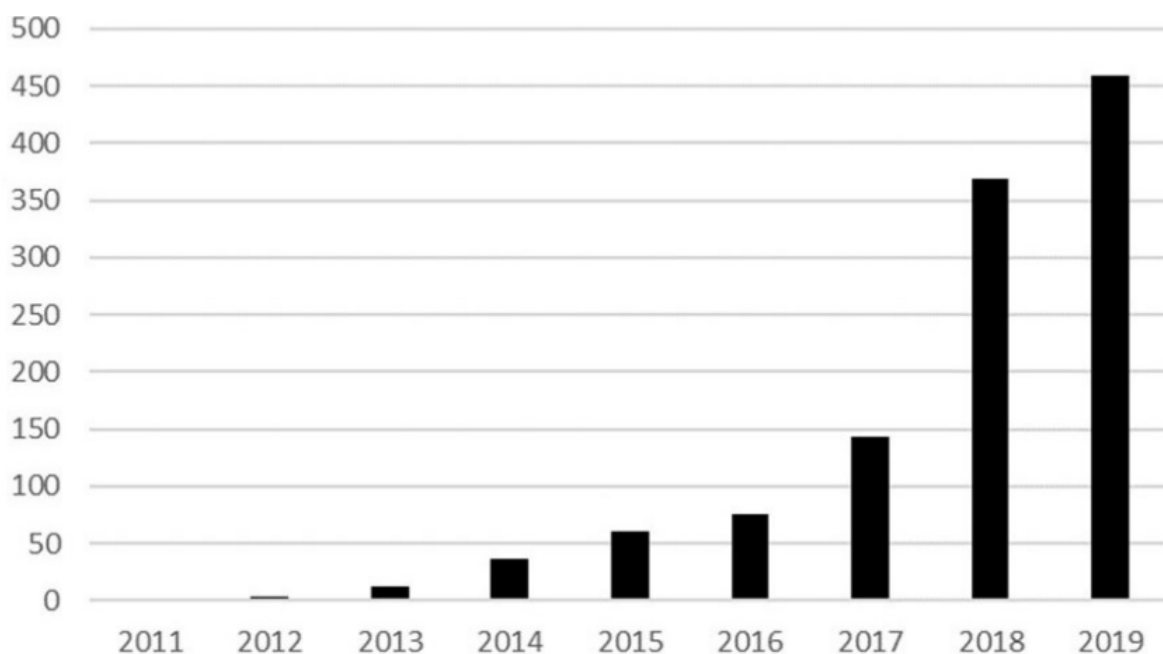
криптовалютной биржи FTX, повлекший за собой финансовые трудности у отдельных венчурных фондов, а также банкротство некоторых криптовалютных проектов. Банкротство FTX также привело к краху нескольких американских банков, активно работавших с криптовалютами и различными финтех- и блокчейн-стартапами (Silvergate Bank и Signature Bank). Это вызвало панику среди вкладчиков других банков, не связанных с криптовалютами, но чьё слабое финансовое состояние было уже предметом активного обсуждения. Все это в итоге вылилось в банковский кризис 2023 года, приведший к банкротству крупных американских банков First Republic Bank и Silicon Valley Bank, а также к окончательному краху Credit Suisse.

Неоднозначные результаты также дал и эксперимент в Сальвадоре, где Bitcoin был принят в качестве официального платёжного средства в 2021 году и был создан первый государственный Bitcoin-резерв. Если с точки зрения инвестиций вложения в Bitcoin себя оправдали (средняя цена покупки криптовалюты в районе \$45 тыс.), то как средство платежа Bitcoin прижился плохо (об этом подробнее в разделе 2.1).

Ряд финансовых компаний занимаются проектами, так или иначе направленными на сближение криптовалют и традиционных финансов. Компании вроде Blackrock Fidelity запускают ETF на криптовалюты, а проекты типа Ondo Finance и xStocks занимаются токенизацией американских облигаций и акций, предлагая их к покупке прямо в блокчейн-сетях (Ethereum и его L2, Solana и проч.). Однако насколько это по-настоящему сблизит оба финансовых мира покажет только время.

Глава 2. Криптовалюты как объект исследования экономической науки

В академической сфере криптовалюты признаются отдельным видом финансовых активов³⁰ и изучаются экономистами преимущественно с этой точки зрения. Криптовалюты стали объектом исследования достаточно быстро с момента появления первой криптовалюты и соответствующей статьи Сатоси Накамото в 2008 году³¹, в которой были описаны концепция и принципы работы Bitcoin'a. В работе Корбета и Люси³² был проведен мета-анализ академических работ по экономике и финансам, посвящённых криптовалютам, изданных в период с 2009 по конец 2019 года и проиндексированных в Scopus. Авторы обнаружили первые работы по данной теме уже в 2011 году, спустя всего 2 года после появления криптовалюты (см. рис. 8).



Примечание. Источник: работа Корбета и Люси³³.

Рисунок 8 — Количество вышедших статей на тему криптовалют в экономических и финансовых научных журналах по годам

Примечательно, что именно в 2011 году, судя по данным портала Coinmarketcap, цена первой криптовалюты превысила 1 доллар и в моменте достигла даже 26 долларов. Всего к моменту написания работы Корбета и Люси (ноябрь 2019 года) в базе Scopus содержалось порядка 1 700 работ в 844 уникальных источниках (статьях, книгах и т. п.).

В настоящем разделе представлен обзор основных экономических и финансовых работ, посвящённых анализу различных аспектов криптовалют. В рамках данного обзора основное

³⁰ Corbet S. et al. Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis // *International Review of Financial Analysis*. — 2019. — Т. 62. — С. 182-199. DOI: 10.1016/j.irfa.2018.09.003.

³¹ Nakamoto S. Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. — 2008. URL: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>

³² Corbet S., Lucey B. An analysis of the development of cryptocurrency research // In: *Cryptocurrency and Blockchain Technology*; Ed. by Corbet S., Urquhart A., and Yarovaya L., Berlin: De Gruyter, 2020. p. 23–54.

³³ Там же, с. 26

внимание уделено 3-м направлениям исследований. Первое направление — это попытка осмысления того, в какой степени криптовалюты (в основном Bitcoin) являются, собственно, «валютами», то есть деньгами. Данная дискуссия, как представляется, еще далека от завершения ввиду постоянного развития рынка и изменения восприятия криптовалют со стороны инвесторов, банков и государств. Однако видится важным подвести её некоторые промежуточные итоги сегодня, когда криптовалюты находятся наивысшей точке процесса их «институционализации» финансовым рынком и государствами. Данное направление исследований представлено преимущественно теоретическими работами, анализирующих выполнение криптовалютами основных функций, традиционно приписываемые деньгам — функции средства обмена и функции средства сбережения³⁴. Эмпирических работ по данному вопросу достаточно мало в силу сложностей количественной оценки того, в какой мере Bitcoin используется как средство платежа и/или сбережения. Среди теоретических же работ достаточно большой пласт занимают работы, которые в качестве одной из предпосылок моделирования сразу принимают тезис о том, что Bitcoin является средством платежа, и с помощью различных макроэкономических и монетарных моделей оценивают, как данный факт может повлиять, например, на обращение фиатной валюты и на денежно-кредитную политику в рамках отдельной экономики.

Второе направление — это теоретическое моделирование других аспектов функционирования криптовалют и выявление каналов их влияния на экономические и финансовые аспекты децентрализованных сетей. В частности, в рамках данного направления исследуются вопросы использования криптовалют как метода финансирования деятельности в рамках некоторой цифровой платформы и использования их как средства платежа за услуги этой платформы, использования блокчейна как технологии снижения асимметрии информации между экономическими агентами, влияние конкуренции между майнерами на безопасность платформы, анализ связи издержек за майнинг и ценой Bitcoin'a и проч.

Наконец, третье направление — это эмпирические работы, исследующих традиционные для финансов аспекты. В их числе анализ рядов цен криптовалют на наличие в них «пузырей», проверка гипотезы эффективного рынка, анализ волатильности, моделирование инвестиционных портфелей с использованием криптовалют и проч. В рамках разбора данного направления в настоящей работе, исходя из поставленных целей и задач, делается основной упор на анализ литературы, посвящённой выявлению факторов доходностей криптовалют.

Прежде чем переходить непосредственно к обзору литературы, хочется сделать достаточно тривиальное, но тем не менее необходимое замечание о некотором «запаздывании»

³⁴ Третья основная функция денег, мера стоимости, практически не анализируется в литературе, так как на сегодняшний день практически неизвестно о массовых случаях номинирования каких-либо товаров и услуг в криптовалютах. Обычно для этих целей используется фиатная валюта, но иногда с возможностью оплаты данной суммы в криптовалюте исходя из её текущего рыночного курса.

поднимаемых в экономической и финансовой академической литературе вопросов, касающихся криптовалют, что, например, выражается в достаточно длительном периоде анализа исключительно Bitcoin'a, а также восприятию всех прочих криптовалют как его "*некоторых аналогов с некоторыми техническими отличиями*", хотя, как было показано в первой главе, большое количество криптовалют, относящихся к другим категориям, появилось еще до пузыря конца 2017 года. По субъективному впечатлению автора настоящей работы, заметное смещение фокуса с Bitcoin'a на другие криптовалюты (с учётом их особенностей) в академической литературе стало происходить лишь в 2020–2021 годах.

2.1 Криптовалюты как деньги

Вопросу о том, насколько криптовалюты можно или нельзя называть «деньгами», посвящено большое множество экономических и финансовых исследований. В качестве основной репрезентативной криптовалюты в таких работах естественным образом выступает Bitcoin как наиболее популярная и ликвидная цифровая монета. Впрочем, в некоторых работах вместо Bitcoin'a может быть рассмотрена любая децентрализованная монета, либо вообще любой объект (например, ракушки или красивые камешки³⁵) — выводы от этого не изменятся. Причина этого кроется, в том числе, в достаточно сложном сущностном определении того, чем же являются «деньги» сами по себе.

Классическое экономическое определение денег является функциональным, то есть деньги это то, что выполняет функции денег: является средством обмена, средством сбережения и мерой стоимости. При этом степень выполнения каждой из этих функций суть величина небинарная, так как ни одна из существующих фиатных валют не выполняет все названные функции всегда и везде. Фридрих Хайек³⁶ отмечал, что удобнее было бы, если бы слово «деньги» было прилагательным, так как это, скорее, свойство («денежность»), которым одни объекты обладают в большей степени чем другие в зависимости от степени их ликвидности и ценности.

Помимо функций, исторически ведётся дискуссия об атрибутах (характеристиках) денег. Так, Джевонс³⁷ выделял семь атрибутов, которым должны обладать «хорошие» деньги — редкость, портативность, долговечность (не портятся), однородность, делимость, стоимостная стабильность и распознаваемость. Как эти атрибуты соотносятся с двумя интересующими нас функциями денег — средства обмена и средства сбережения — о которых мы можем говорить в

³⁵ О чём некоторые авторы, например Шилинг и Улиг, а также Гаррат и Уоллес, открыто пишут в своих работах, которые будут упомянуты далее.

³⁶ Hayek F. A. Denationalisation of money: an analysis of the theory and practice of concurrent currencies. — Ludwig von Mises Institute, 1976. — Т. 70.

³⁷ Jevons W. S. Money and the Mechanism of Exchange. 1875.

контексте криптовалют? Халабурда и соавторы³⁸ (а также Струкал³⁹) считают, что для успешного выполнения функции средства платежа, объект должен обладать атрибутами делимости, однородности, портативности, достаточной редкости, надёжности от подделок, а для функции средства сбережения — долговечностью, редкостью и достаточной простотой обеспечения сохранности. Легко убедиться, что, например, Bitcoin обладает этими атрибутами, хотя и с некоторыми оговорками, однако данные свойства, скорее являются необходимыми, но не достаточными условиями.

Помимо функций денег и их атрибутов есть еще один важный аспект. Условно, его можно обозначить как «географический», хотя по факту он, скорее, является социально-групповым. Иными словами, как верно заметили Халабурда и соавторы, среди того класса объектов, которые мы называем «деньгами», нет ни одного, который может быть средством обмена в абсолютно всех транзакциях и всегда выступать в качестве эффективного средства сбережения. Например, достаточно сложно расплатиться аргентинскими песо в России, причём как наличными, так и с помощью электронных денег коммерческих банков (ввиду западных санкций, повлёкших за собой отключение системы SWIFT и ухода систем Visa и Mastercard), как и российским рублём в Аргентине. Таким образом, когда говорят, что российский рубль является общепринятым средством обмена, необходимо уточнять социальные и/или географические границы, в которых это принято. В данном контексте Bitcoin также является деньгами, только принят он в качестве такого инструмента в довольно узком кругу лиц.

Важно также обозначить, что с регуляторной точки зрения деньгами, то есть «законным платёжным средством» (legal tender) в отдельно взятой экономике, считается то, что таковым признает государство. Bitcoin не является законным платёжным средством ни в одной стране мира кроме Сальвадора, причём в 2025 году данный статус, вероятно, им будет утрачен⁴⁰.

Что же говорит экономическая наука про то, в какой степени децентрализованные криптовалюты (в основном — Bitcoin) выполняют или не выполняют функции средства платежа и средства сбережения? Этот вопрос освещается в разделах ниже.

³⁸ Halaburda H., Sárváry M., Haeringer G. Beyond Bitcoin: The Economics of Digital Currencies and Blockchain Technologies. — Palgrave Macmillan, 2022.

³⁹ Stroukal D. Can Bitcoin become money?: Its money functions and the regression theorem //International journal of business & management. — 2018. — Т. 6. — №. 1. — С. 36-53.

⁴⁰ По условиям соглашения с Международным Валютным Фондом в обмен на кредит размером \$1.4 трлн (<https://www.imf.org/en/News/Articles/2024/12/18/pr-24485-el-salvador-imf-reaches-staff-level-agreement-on-an-eff-arrangement>). Отметим, что Bitcoin пробыл в статусе официального платёжного средства еще и в Центральноафриканской Республике, но всего месяц в апреле 2022 года.

2.1.1 Криптовалюта как средство платежа

Одной из первых работ, посвящённых анализу Bitcoin как денег, является работа Йермака⁴¹, первый вариант препринта которой был опубликован еще в 2013 году. В ней автор даёт первое в экономической академической литературе концептуальное описание Bitcoin'a, также даёт небольшой исторический экскурс о его возникновении и кратко обзорекает возникшие регуляторные аспекты в 2013-2014 году. Основной фокус статьи приходится на анализ выполнения Bitcoin'ом основных функций денег. Йермак утверждает, что Bitcoin выполняет функцию средства обмена лишь частично. В своей работе он подчёркивает, что хотя число продавцов, готовых принимать Bitcoin, постепенно увеличивается, глобальное использование криптовалюты в качестве платёжного средства остаётся крайне ограниченным⁴². Основная причина кроется в сложности и неудобстве использования: длительные задержки верификации транзакций, отсутствие инфраструктуры для кредитования и низкая ликвидность бирж. Bitcoin-транзакции зачастую ограничены узким кругом технически подкованных пользователей и определёнными нишевыми секторами, такими как онлайн-продажи программного обеспечения. При этом большинство операций связано со спекулятивной активностью, а не с покупкой товаров и услуг.

Йермак также отмечает, что высокая волатильность курса Bitcoin'a мешает выполнению его функции средства обмена. Частая смена курса заставляет продавцов пересчитывать цены, что создаёт неудобства для покупателей. Дополнительной проблемой является отсутствие у Bitcoin связи с основными мировыми валютами, что исключает возможность надёжного хеджирования рисков. Кроме того, процесс приобретения Bitcoin и обеспечения его безопасности слишком сложен для массового использования. Все эти факторы, по мнению Йермака, препятствуют превращению Bitcoin в широко используемое средство обмена. В итоге автор приходит к выводу, что несмотря на частичное выполнение функции средства платежа, Bitcoin является скорее спекулятивным активом.

Хазлетт и Лютер⁴³ вступают в дискуссию с Йермаком и предлагают несколько другой взгляд на Bitcoin как средство платежа. Они критикуют подход Йермака, который утверждал, что Bitcoin нельзя считать деньгами, поскольку он плохо выполняет функции денег — средства

⁴¹ Yermack D. Is Bitcoin a real currency? An economic appraisal //Handbook of digital currency. — Academic Press, 2024. — С. 29-40.

⁴² Любопытно отметить, что в статье, со слов основателя Coinbase (который в тот момент был просто Bitcoin-кошельком) Фреда Эрсам в интервью для Goldman Sachs (Goldman Sachs Investment Research. Interview with Fred Ehrsam //Top of Mind. — March 2014. — Т. 21. — №. 8. — С. 8-9) приводится цифра в 24 тысячи зарегистрированных продавцов в их кошельке, которые в том числе осуществляют продажу товаров и услуг за Bitcoin'ы. Тем не менее даже сам Эрсам признавал, что в начале 2014 года около 80% всех транзакций носили спекулятивный характер, хотя, при этом, отмечал, что в начале 2013 года их было около 95%, подчёркивая тренд на «принятие» Bitcoin'a в качестве средства платежа.

⁴³ Hazlett P. K., Luther W. J. Is bitcoin money? And what that means //The Quarterly Review of Economics and Finance. — 2020. — Т. 77. — С. 144-149.

платежа, средства сбережения и меры стоимости. Хазлетт и Лютер подчеркивают, что подобное смешение функций и определения денег ведёт к путанице. Они, ссылаясь на определения из учебного пособия Мишкина⁴⁴ и работ Кийотаки-Райта⁴⁵, утверждают, что определяющая характеристика денег заключается в их принятии в качестве средства обмена, независимо от того, насколько хорошо они справляются с другими 2 функциями. На этом основании Bitcoin, как утверждают авторы, уже может считаться деньгами, хотя и в некоторых ограниченных рамках.

Авторы утверждают, что Bitcoin находит применение в качестве средства обмена в отдельных Интернет-нишах⁴⁶, и что в рамках этих ниш Bitcoin уже может считать полноценными деньгами. Однако его использование в глобальном масштабе, сравнимое с основными фиатными валютами, пока остаётся ограниченным. Подкрепляют авторы данный аргумент статистикой объёма денежного предложения отдельных фиатных валют в долларах США и их сравнения со средней капитализацией Bitcoin'а в 2018 году в размере \$129 млрд (что, например, сравнимо с денежным агрегатом M2 чешской кроны в \$134,4 млрд).

Естественным образом, высокая капитализация Bitcoin'а, сопоставимая с некоторыми фиатными валютами, не обязательно свидетельствует о его широком использовании в качестве средства обмена, а может говорить, например, о высоком спекулятивном спросе. Тем не менее, авторы всё равно подчеркивают, что спекулятивный спрос связан с ожиданиями будущего роста Bitcoin как средства обмена и может отражать веру пользователей в его более широкое «принятие» (adoption).

Авторы также отмечают, что информация о фактических транзакциях, в которых Bitcoin используется в качестве средства платежа за товары и услуги, остаётся крайне ограниченной, что затрудняет точную оценку его роли как средства обмена. Однако даже при отсутствии точных данных они утверждают, что если Bitcoin является платёжным средством даже в узком кругу Интернет-пользователей, то этого уже достаточно, чтобы классифицировать Bitcoin как деньги для отдельной общности людей. В конце концов, по мнению авторов, то, какой объект выступает в качестве денег, определяется убеждениями людей о приемлемости объекта для этих целей, но не внутренними качествами этих товаров.

Позицию Хазлетта и Лютера критикует в своей книге Чамберс⁴⁷, поддерживая в этой дискуссии Йермака, отвечая на их тезис о том, что в основе спекулятивного спроса на Bitcoin всё

⁴⁴ Mishkin F. S. The economics of money, banking, and financial markets. — Pearson education, 2007.

⁴⁵ Kiyotaki N., Wright R. On money as a medium of exchange //Journal of political Economy. — 1989. — Т. 97. — №. 4. — С. 927-954.;

Kiyotaki N., Wright R. A search-theoretic approach to monetary economics //The American Economic Review. — 1993. — С. 63-77.

⁴⁶ К сожалению, без уточнения, каких конкретно ниш. Авторы ссылаются на указания по применению правил Сети по борьбе с финансовыми преступлениями (“FinCEN”) к лицам, управляющим, обменивающим или использующим виртуальные валюты под номером FIN-2013-G001 от 18.03.2013.

⁴⁷ Chambers S. A. Money has no value. — Walter de Gruyter GmbH & Co KG, 2023.

равно лежат будущие ожидания его принятия как средства платежа, тем, что, вероятно, резкий рост цен на тюльпаны в XVII веке в Нидерландах тоже был, по всей видимости, основан на будущем использовании тюльпанов в качестве средства платежа.

В целом, Чамберс в своей книге критикует функциональный и товарные подходы к определению денег, утверждая, что деньги — это не материальный объект или вещь с внутренней ценностью, а скорее социальные отношения кредита и долга⁴⁸. В частности, Чемберс критикует давнее представление о деньгах как о товаре с внутренней ценностью (например, золотые или серебряные монеты) и отвергает современные взгляды, рассматривающие деньги как просто вымышленную конструкцию или продукт государственного указа (*fiat* на латыне означает «декрет, указ»). Вместо этого он рассматривает деньги в рамках «кредитной теории», утверждая, что они по своей сути представляет собой системой кредитных и долговых отношений, а некоторые жетоны (токены) или символы, такие как монеты, банкноты или цифровые записи, лишь воплощают собой в материальной/цифровой форме эти отношения. По его мнению, эти жетоны не представляют стоимости сами по себе, а функционируют как требования в рамках более широкой сети социальных обязательств.

Опираясь на историческую практику, Чемберс подчеркивает, что все деньги функционируют как кредит. Доллар или любая другая денежная единица представляет собой требование на будущие товары, услуги или обязательства. Кредит и долг — это две стороны одних и тех же отношений, поэтому деньги в основе своей связаны с доверием и признанием между сторонами. Что касается товарных денег, то Чемберс опровергает идею о том, что ценность денег определяется их материальным составом, например золотом или серебром. Он показывает, что даже когда драгоценные металлы использовались в качестве денег, их денежная (монетарная) стоимость превышала их товарную стоимость, подчеркивая реляционную (от слова *relations*, отношения) природу денег.

По вопросу сущности Bitcoin'a Чамберс с позиции кредитной теории денег отказывается относить его к деньгам, так как криптовалюта не является ничьим обязательством или, говоря шире, не существует рынка Bitcoin-кредитов. Более того, Чамберс указывает даже на исходную позицию создателя Bitcoin'a Сатоши Накамото в его программной статье⁴⁹, о том, что Bitcoin, стремясь создать систему обмена без посредников (банков), ограничивает себя в том, чтобы стать деньгами, ведь без посредника в виде банка не будет и кредитных отношений.

Чамберс видит в тексте Накамото желание построения Bitcoin'a по образу товарных денег, но без самого товара и, собственно, без кредитных отношений, которые и делают из товара

⁴⁸ Аналогичным образом Чамберс выступает также против чисто номиналистических взглядов, сводящих деньги к тому, чем их считает общество (деньги это то, что все согласны считать таковым), выступая за более глубокое понимание их реляционной онтологии.

⁴⁹ Nakamoto S. Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. — 2008.

деньги. Чамберс, в итоге, определяет Bitcoin как «фейковый» товар (*faux commodity*), у которого нет никакого применения (*use-value*), но у которого есть некоторая транзакционная ценность (*exchange-value*) в том смысле, что Bitcoin нельзя преобразовать во что-то другое (из золота можно выковать ожерелье, а пшеницу можно засеять), а можно только передать другому. При этом, если Bitcoin обменивается на другой предмет и/или товар, то, по сути, это является просто бартерной сделкой.

С точки зрения функционального подхода, Чамберс, поддерживая Йермака, подчёркивает «неудобство» использования Bitcoin'a как средства платежа. Он отмечает достаточно низкую пропускную способность сети Bitcoin'a (среднее время «согласования» транзакции может достигать одного часа), что является несомненным препятствием для его использования в качестве полноценного средства платежа. Тем не менее, сегодня существуют решения-надстройки (т. н. Layer-2 решения) над блокчейном Bitcoin'a, которые значительно ускоряют проведение транзакций. Одним из таких решений для Bitcoin'a является Lightning Network (LN), который позволяет пользователям открывать платёжные каналы вне основного блокчейна, проводить мгновенные и недорогие транзакции, а затем записывать в блокчейн только конечный результат. Это решает проблему высокой комиссии и низкой скорости подтверждения транзакций в сети Bitcoin, особенно для микроплатежей. Дивакаруни и Зиммерман⁵⁰ продемонстрировали наличие существенной связи между внедрением Lightning Network и уменьшением загруженности блокчейна Bitcoin'a, что свидетельствует о том, что LN положительно повлиял на эффективность Bitcoin'a как средства платежа. Однако в исследовании также отмечается, что по большей части активность в сети Bitcoin по-прежнему сосредоточена на трейдинге и спекуляциях, а не использования его в качестве платёжной системы. Более того, пока не проведён полноценный анализ транзакционной активности внутри сети Lightning, трудно сказать, насколько данное Layer-2 решение действительно используется для осуществления каких-либо коммерческих транзакций⁵¹.

Среди сугубо теоретических статей, анализирующих криптовалюты с позиции макро- и монетарной экономики, достаточно популярным подходом (фреймворком) для моделирования роли криптовалют как средства платежа являются поисковые модели денег, и в частности первая

⁵⁰ Divakaruni A., Zimmerman P. The lightning network: Turning bitcoin into money //Finance Research Letters. — 2023. — Т. 52. — №. 103480.

⁵¹ Парадоксальным также является тот факт, что владельцы узлов Lightnin Network работают себе в убыток. Готэм (Gotham E. Irrational Economic Action: Running a Bitcoin Lightning Node for Negative Profit //Ledger. — 2023. — Т. 8.) подробно разобрал экономику LN-узлов и продемонстрировал эту иррациональность владельцев узлов, вопреки которой количество узлов продолжает расти. По мнению автора, многих операторов мотивируют факторы, выходящие за рамки сиюминутной прибыли, такие как участие сообщества и личный интерес к технологии. В исследовании подчеркивается, что операторы узлов часто обосновывают свои убытки «только в фиатном выражении» (ввиду изменения курса Bitcoin'a), предпочитая исчислять свою прибыль в Bitcoin'овом выражении, что затрудняет понимание их экономического поведения.

и самая популярная из них, модель Кийотаки и Райта, изложенная в их работах 1989⁵² и 1993⁵³ годов⁵⁴. Данная модель является достаточно важной для нового монетаризма, так как позволяет смоделировать эндогенное возникновение денег как средства платежа⁵⁵, а также модель сделала использование подхода теории поиска популярным для моделирования различных монетарных аспектов⁵⁶.

Применительно к криптовалютам данная модель используется, например, в работе Хендриксона и соавторов⁵⁷. Юридический статус криптовалют и сегодня является достаточно неопределённым в большом количестве стран, а в конце 2015, когда была опубликована работа, данный вопрос был особо актуальным. В своём исследовании авторы, используя модифицированную модель Кийотаки-Райта, предприняли попытку проанализировать, способна ли государственная политика в области регулирования обращения криптовалют (а именно запрет криптовалют в транзакциях с государственными агентами) повлиять на Bitcoin. В результате решения модели авторы демонстрируют, что при наличии некоторого значительного количества экономических агентов, желающих использовать исключительно криптовалюту для расчётов, эффективность запрета Bitcoin'а государством зависит от размера его аппарата принуждения. Соответственно, чем больше агентов желает пользоваться криптовалютой, тем больше потребуется сотрудников различных ведомств для осуществления эффективного запрета. Если продолжить логику авторов, то следствием модели является то, что в экономиках с большей долей государственного сектора осуществлять запрет криптовалют значительно проще. С другой стороны, при прочих равных, властям тем проще запретить криптовалюту, чем большая доля агентов согласна принимать фиатную валюту.

В другой своей работе 2017 Хэндерсон и Лютер⁵⁸ проанализировали не только политику запрета Bitcoin'а, но и политику штрафов. Авторы продемонстрировали, что с ростом суровости

⁵² Kiyotaki N., Wright R. On money as a medium of exchange // *Journal of political Economy*. — 1989. — Т. 97. — №. 4. — С. 927-954.

⁵³ Kiyotaki N., Wright R. A search-theoretic approach to monetary economics // *The American Economic Review*. — 1993. — С. 63-77.

⁵⁴ На сегодняшний день выделяют 3 поколения поисковых моделей денег. Модель Кийотаки-Райта относят к первому поколению, модель Трехоса-Райта (Trejos A., Wright R. Search, bargaining, money, and prices // *Journal of political Economy*. — 1995. — Т. 103. — №. 1. — С. 118-141.) ко второму и модель Лагоса-Райта — к третьему (Lagos R., Wright R. A unified framework for monetary theory and policy analysis // *Journal of political Economy*. — 2005. — Т. 113. — №. 3. — С. 463-484.).

⁵⁵ Важность необходимости эксплицитного моделирования денег, финансовых институтов и других монетарных явлений обсуждается в Williamson S., Wright R. *New monetarist economics: Models* // *Handbook of monetary economics*. — Elsevier, 2010. — Т. 3. — С. 25-96 и Gu C., Han H., Wright R. *New monetarist economics* // *Oxford Research Encyclopedia of Economics and Finance*. — 2019.

⁵⁶ Хотя до этого данный подход использовался преимущественно для моделирования издержек поиска (search frictions) на рынке труда, за что, в том числе, Питер Даймонд, Дэйл Мортенсен и Кристофер Писсаридес в 2010 году получили Нобелевскую премию по экономике.

⁵⁷ Hendrickson J. R., Hogan T. L., Luther W. J. The political economy of bitcoin // *Economic Inquiry*. — 2016. — Т. 54. — №. 2. — С. 925-939.

⁵⁸ Hendrickson J. R., Luther W. J. Banning bitcoin // *Journal of Economic Behavior & Organization*. — 2017. — Т. 141. — С. 188-195.

наказания за использования криптовалют снижается вероятность того, что экономические агенты будут ею пользоваться. Оптимальный размер штрафов в модели зависит от размера государственного аппарата, соответственно при минимально возможном размере аппарата требуется бесконечно большой размер штрафов и наоборот, при некотором достаточно большом размере аппарата штраф может быть равен нулю.

В работе Сона⁵⁹ предпринимается попытка расширения модели Кийотаки-Мура применительно к криптовалютам в описанном выше варианте Хендриксона-Лютера посредством добавления производственного сектора. Проведённый анализ позволил, в частности, выявить ряд возможных факторов, влияющих на стоимость криптовалюты, используемой в качестве платёжного средства. Несмотря на то, что в явном виде уравнение цены в модели отсутствует, Сон продемонстрировал, что при калибровке модели на реальных данных можно получить оценку цены Bitcoin'a опосредованно, исходя из значения параметра модели, отражающего вероятность того, что случайный экономический агент будет готов принять криптовалюту в качестве средства оплаты за товары и услуги. В свою очередь данный параметр явным образом зависит от уровня потребления населения (желание агентов потреблять всё большее разнообразие товаров и услуг), от уровня глобализации (увеличение количества сделок) и от количества фиатной валюты у агентов (криптовалюта с ограниченным предложением растёт в цене с ростом денежного предложения фиатной валютой при фиксированном производстве, эффект инфляции). Таким образом, и цена криптовалюты в соответствии с приведённой моделью зависит положительно от обозначенных факторов.

В модифицированном виде поисковая модель денег Лагоса-Райта⁶⁰, которую принято относить к третьему поколению соответствующих работ, также используется в ряде исследований. В работе представителей Банка Канады Жу и Хендри⁶¹ исследуется влияние массового принятия криптовалюты (некоторых частно эмитируемых электронных денег) в рамках одной экономики на монетарную политику, проводимую центральным банком, а также на общественное благосостояние. Результаты моделирования продемонстрировали, что вытеснение криптовалютой фиатной валюты в качестве средства платежа может отрицательно повлиять на общественное благосостояние ввиду ориентированности эмитента электронных денег на максимизацию собственной прибыли вместо общественно полезных задач, которые выполняет центральный банк. Более того, чем больше агенты пользуются криптовалютой, тем более сильна монопольная власть частного эмитента и тем больше его монопольная рента.

⁵⁹ Song G. H. Valuation of Cryptocurrency Without Intrinsic Value: A Promise of Future Payment System and Implications to De-dollarization //Eastern Economic Journal. — 2023. — Т. 49. — №. 2. — С. 221-248.

⁶⁰ Lagos R., Wright R. A unified framework for monetary theory and policy analysis //Journal of political Economy. — 2005. — Т. 113. — №. 3. — С. 463-484.

⁶¹ Zhu Y., Hendry S. A Framework for Analyzing Monetary Policy in an Economy with E-money. — Bank of Canada Staff Working Paper, 2019. — №. 2019-1.

Авторы также показали, что, начиная с некоторого порогового значения использования криптовалюты, происходит одномоментное снижение благосостояния, а оптимальная монетарная политика ЦБ становится полностью зависимой от монетарной политики эмитента электронной валюты. Выпуск цифровых валют центральных банков (ЦВЦБ) как абсолютного субститута частных криптовалют, по мнению авторов, способен упростить проведение монетарной политики и повысить уровень общественного благосостояния.

Вопросу конкуренции Bitcoin'а с другими платежными системами посвящена работа Чиу и Кёппля⁶², в которой авторы, используя доработанную модель Лагоса-Райта, проанализировали дизайн Bitcoin'а с экономической точки зрения. Авторы формализовали проблему двойного расходования средств (*double spending problem*)⁶³ в блокчейне и продемонстрировали, как она решается с помощью алгоритма консенсуса «доказательство работы», а также за счёт относительно большого времени окончательного расчёта (*settlement*) по транзакциям в распределённом реестре (около 1 часа в блокчейне Bitcoin'а). В исследовании также проведён сравнительный анализ эффективности Bitcoin'а как средства платежа по сравнению с платёжной системой США, который продемонстрировал, что криптовалюты могут конкурировать с розничными платёжными системами, однако лишь в случае преодоления некоторых проблем масштабируемости, изменения структуры вознаграждения майнеров и перехода на более эффективный механизм консенсуса (например, «доказательство владения»).

Вопросам того, способен ли Bitcoin выполнять функцию средства платежа и как это будет отражаться на политике центрального банка, а также каковы источники флуктуации цены криптовалюты посвящена работа Шиллинга и Улига⁶⁴. В ней авторы строят теоретическую модель, в которой участвуют два типа экономических агентов (попеременно выступающих в роли производителей и потребителей), и существует центральный банк, который таргетирует некоторый стохастический уровень инфляции⁶⁵ посредством выпуска или сокращения определённого количества новых единиц фиатной валюты (доллара). Деньги распределяются в экономике простой раздачей («*вертолётные деньги*»), а сокращаются посредством некоторого паушального налога. Также в модели существует криптовалюта (типа Bitcoin'а), которая эмитируется децентрализованно (экзогенно), распределяется между агентами, и чьё предложение

⁶² Chiu J., Koepl T. V. The economics of cryptocurrency: Bitcoin and beyond //Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique. — 2022. — Т. 55. — №. 4. — С. 1762-1798.

⁶³ Ситуация, когда пользователь используют одну и ту же единицу криптовалюты в более чем 1 транзакции в один момент времени. Такое может произойти в случае, если злоумышленнику удастся взять контроль над блокчейном и валидировать две такие противоречивые транзакции. Именно для предотвращения такой ситуации и требуется механизм консенсуса.

⁶⁴ Schilling L., Uhlig H. Some simple bitcoin economics //Journal of Monetary Economics. — 2019. — Т. 106. — С. 16-26.

⁶⁵ Стохастическим уровень инфляции является в том смысле, что её конкретный уровень зависит от некоторого агрегированного случайного шока. Иными словами, центральный банк таргетирует уровень инфляции в зависимости от текущей ситуации в экономике.

может быть ограничено или расти со временем. Обе валюты могут использоваться в качестве средства платежа. В рамках модели цена Bitcoin'a выражена мартингалом, то есть текущая цена является условным математическим ожиданием цены в следующем периоде. С помощью такой модели авторы продемонстрировали ряд любопытных тезисов. Так, выпуск новых единиц криптовалюты, использующейся в качестве средства платежа (даже если цены номинированы в фиатной валюте), по сути, финансируется налогами в долларах, то есть изъятием некоторой суммы долларов из экономики центральным банком. Цена Bitcoin'a может как расти, так и падать, и это в значительной степени определяется ожиданиями. Более того, авторы показали, что волатильность криптовалюты не исключает его функцию как средства платежа, однако при ограниченном предложении и стабильно долго положительной долларовой инфляции функция Bitcoin'a как средства платежа должна постепенно исчезать.

Статья Гаррата и Уоллеса⁶⁶ посвящена концептуальному анализу стоимости Bitcoin'a и других криптовалют. Авторы трактуют Bitcoin как «внешние деньги» (outside money), то есть деньги, которые не являются ни чьими обязательствами, в отличие от «внутренних денег» (inside money), которые при консолидации на достаточно высоком уровне просто «схлопнутся»: активы и обязательства, номинированные во «внутренних деньгах», окажутся равны⁶⁷. По мнению авторов, необходимыми атрибутами внешних денег являются их ограниченность и невозможность их подделки. Для успешного же их использования при отсутствии, как у Bitcoin'a, какой-либо внутренней фундаментальной стоимости, полезности и денежного потока в виде дивидендов, необходима уверенность владельца в том, что в будущем данный актив останется ценным для других агентов. Таким образом, ценность Bitcoin'a основывается исключительно на вере пользователей в то, что другие продолжают принимать Bitcoin в будущем.

С помощью упрощённой версии модели пересекающихся поколений, близкой по духу модели Самуэльсона⁶⁸, авторы анализируют различные разнообразные равновесия, в которых может оказаться Bitcoin. Так, они показывают возможность сценариев, когда Bitcoin имеет постоянную положительную стоимость (в терминах количества товаров, которые можно приобрести за 1 BTC); когда Bitcoin полностью обесценивается; когда Bitcoin имеет некоторую положительную стоимость, после чего, например вследствие появления какой-то новой, более привлекательной криптовалюты, может как полностью обесцениться, так и разделить рынок с конкурентом, а то и вовсе сразу вытеснить его. Возможность всех этих равновесий по мнению авторов, обусловлена тем, что стоимость Bitcoin'a зависит от субъективных факторов, таких как

⁶⁶ Garratt R., Wallace N. Bitcoin 1, bitcoin 2,...: An experiment in privately issued outside monies //Economic Inquiry. — 2018. — Т. 56. — №. 3. — С. 1887-1897.

⁶⁷ Другим примером «внешних денег» являются товарные деньги, например обеспеченный золотом британский фунт стерлингов во время золотого стандарта.

⁶⁸ Samuelson P. A. An exact consumption-loan model of interest with or without the social contrivance of money //Journal of political economy. — 1958. — Т. 66. — №. 6. — С. 467-482.

вера пользователей и их самореализующихся ожиданий. Важно подчеркнуть именно самореализующиеся ожидания, так как если сегодня все поверят в то, что Bitcoin в результате некоторого экзогенного шока рухнет завтра, то он рухнет уже сегодня, до наступления момента шока. Введение выплат процентов или дивидендов могло бы снизить неопределённость, гарантировав бы криптовалюте некоторый «фундаментально обоснованный» ценовой уровень, однако такое изменение потребовало бы значительных модификаций в Bitcoin'е, что представляется маловероятным.

Дискуссия о Bitcoin как о средстве платежа с учётом высокой волатильности его цены пересекается также с дискуссией о фундаментальной стоимости денег. Для теоретического анализа данного аспекта традиционных фиатных денег используются модели пересекающихся поколений, которые разрабатывали в своих работах, например, Нил Уоллес⁶⁹ и Жан Тироль⁷⁰ в 80-х годах XX века. В соответствии с этими моделями деньги существуют как некоторые активы, имеющие нулевую внутреннюю стоимость, однако имеют некоторую текущую стоимость до тех пор, пока существует уверенность, что в будущем они смогут быть обменены на товары (транзакционные выгоды). Тироль также обратил внимание, что транзакционные выгоды для денег схожи по своему смыслу с дивидендами для акций (то есть они являются фундаментальными факторами стоимости обоих видов активов), однако если дивиденды являются экзогенными по отношению к цене акций и скорее выступают в качестве некоторого “якоря” для оценки фундаментальной стоимости ценных бумаг, то транзакционные выгоды зависят от текущей стоимости денег, а также от её стоимости в будущем.

Бие и соавторы⁷¹ выдвигают предположение, что криптовалюта также может приносить транзакционные выгоды, причём порой такие, какие не могут приносить фиатные валюты (например, с помощью неё можно переводить деньги между достаточно несвязанными экономиками типа Зимбабве и Венесуэлой). Используя модель пересекающихся поколений, авторы выводят теоретическое уравнение цены криптовалюты Bitcoin, которая, однако, зависит не только от транзакционных выгод, но и от ряда издержек: сложности конвертации в фиатные валюты, транзакционных издержек блокчейнов и криптовалютных бирж, а также рисков кражи криптовалюты и внезапного обвала цены ввиду экзогенных факторов, не связанных с вышеперечисленными “фундаментальными” аспектами стоимости и никак на них не влияющих (так называемые солнечные пятна, sunspots). Иными словами, авторы продемонстрировали множество возможных равновесий цены Bitcoin'а, которые, однако, могут совершенно не

⁶⁹ Wallace N. The overlapping generations model of fiat money //Models of Monetary Economies, Federal Reserve Bank of Minneapolis. — 1980. — С. 49-82.

⁷⁰ Tirole J. Asset bubbles and overlapping generations //Econometrica: Journal of the Econometric Society. — 1985. — С. 1499-1528.

⁷¹ Biais B. et al. Equilibrium bitcoin pricing //The Journal of Finance. — 2023. — Т. 78. — №. 2. — С. 967-1014.

зависеть от фундаментальных факторов его стоимости, то есть от чистых (за вычетом всех издержек) транзакционных выгод.

В качестве подтверждения данного тезиса авторы также проанализировали недельные ряды доходностей Bitcoin'a в период с июля 2010 по декабрь 2018 года. В качестве прокси для их теоретических фундаментальных факторов они собрали данные в части комиссий за транзакции в блокчейне и составили 2 индекса. Первый индекс отражает простоту доступа к Bitcoin'у и составлен на основе информации о событиях, влияющих на степень простоты приобретения криптовалюты — появление новых обменников в разных странах, значимые улучшения инфраструктур бирж, получения криптовалютными биржами лицензий в новых юрисдикциях и т. д. Второй индекс отражает улучшение условий для использования Bitcoin'a в качестве средства платежа (транзакционные выгоды) и составлен на основе соответствующих новостей о том, что какие-либо крупные сервисы и компании (в том числе не совсем легальные) готовы принимать в счёт оплаты за свои товары и услуги криптовалюты. В качестве транзакционных издержек авторы также использовали статистику о крупных взломах криптовалютных бирж и комиссии за проведение транзакций в сети Bitcoin.

По итогам калибровки теоретической модели на реальных данных авторы смогли построить динамику ожидаемого изменения цены Bitcoin'a в соответствие с моделью, то есть ввиду изменения фундаментальных факторов, коими являются транзакционные выгоды и вероятность краха криптовалют (sunspots). Однако сравнение полученных результатов с динамикой фактической доходности криптовалюты выявило, что фундаментальные факторы оказались способны объяснить лишь 5,2% вариации доходности. Таким образом, оставшиеся 94,8%, вероятно, представляют собой действия спекулянтов⁷².

Действия спекулянтов постарались отразить в своей модели Болта и Ван Оордта⁷³, которые также разработали модель ценообразования криптовалют, но совместив подходы из микро- (из области экономики платформ) и макроэкономики (аспект спроса на деньги). С помощью неё авторы пытаются проанализировать влияние на цену виртуальных валют, в том числе Bitcoin'a, одновременно спроса на них как на средство платежа и на спекулятивный актив. Авторы выводят модель, в которой обменный курс криптовалюты зависит от текущего объёма транзакций в блокчейне, решений и ожиданий вперёдсмотрящих инвесторов касательно её покупки и ожиданий от будущего использования криптовалюты (adoption) другими агентами и продавцами товаров и услуг, то есть от ожидания будущих сетевых эффектов.

⁷² В целом, вопрос наличия или отсутствия каких-либо «фундаментальных» факторов цены Bitcoin'a остаётся открытым. Помимо гипотезы Бие и соавторов о наличии у Bitcoin'a транзакционных выгод, являющихся фундаментальным аспектом его стоимости, существует также гипотеза о затратах на майнинг в качестве оценки фундаментальной стоимости Bitcoin, которая будет более подробно рассмотрена в подразделе 2.2

⁷³ Bolt W., Van Oordt M. R. C. On the value of virtual currencies // *Journal of Money, Credit and Banking*. — 2020. — Т. 52. — №. 4. — С. 835-862.

Макроэкономический аспект модели основан на модифицированном уравнении обмена Фишера, с помощью которого авторы связали курс криптовалюты (относительно, например, доллара США) с количеством транзакций с ней, объёма спекулятивных покупок, скоростью обращения криптовалюты и её доступным предложением. Это позволяет учесть как текущие транзакционные выгоды, так и спекулятивный спрос, влияющий на курс.

Авторы также моделируют поведение спекулянтов, которые предъявляют спрос на криптовалюту в случае, если для их субъективного риск профиля ожидаемая прибыль превышает риск, а также двусторонние (продавец-покупатель) рынки, на которых происходит использование криптовалют в качестве средства платежа с учётом сетевых эффектов.

Одним из центральных аспектов модели является влияние спекуляций. Авторы показывают, что в ранней стадии адаптации криптовалюты курс сильно зависит от ожиданий инвесторов, которые стремятся извлечь прибыль, а не использовать актив в качестве средства обмена. Спекулятивный спрос уменьшает количество монет, доступных для реальных транзакций, что увеличивает их стоимость. Однако по мере роста использования криптовалюты для реальных платежей этот эффект ослабевает, а курс становится менее чувствительным к изменениям ожиданий спекулянтов. Это объясняет, почему на ранних стадиях криптовалюты характеризуются высокой волатильностью.

Модель также учитывает сетевые эффекты, играющие ключевую роль в распространении криптовалюты. Чем больше потребителей и продавцов используют криптовалюту, тем выше её привлекательность для новых участников, что усиливает её принятие как средства платежа. Например, для потребителей привлекательны трансграничные платежи с низкими комиссиями, а для продавцов — снижение издержек на обработку транзакций. Таким образом, авторы подчеркивают важность сетевых эффектов, которые могут трансформировать криптовалюту из спекулятивного актива в широко используемое средство платежа.

Статья делает вывод, что с увеличением использования криптовалюты в качестве средства платежа её курс стабилизируется, поскольку снижается влияние спекуляций, а основным фактором становится транзакционная активность. Тем не менее, авторы отмечают, что дальнейшее исследование эмпирических данных о реальном использовании криптовалют крайне важно для проверки теоретических прогнозов.

Стоит отметить, что волатильность цены Bitcoin'a действительно снижается в исторической перспективе. На рисунке 9 представлена динамика капитализации Bitcoin'a и волатильность дневных доходностей криптовалюты в годовом выражении. По графику видно, что несмотря на достаточно высокие значения стандартного отклонения, наблюдается тренд на снижение данного показателя, сопровождающийся ростом капитализации. Можно также

отметить, что даже на локальных пиках рынка в конце 2013, 2017, в 2021–2022 и в конце 2024 года волатильность каждый раз значительно ниже предыдущих значений.



Примечание. Источник: составлено автором по данным coinmarketcap.com.

Рисунок 9 — Рыночная капитализация Bitcoin'a (левая ось) и стандартное отклонение доходностей Bitcoin'a в годовом выражении

Вполне вероятно, однако, что это связано не с увеличением использования Bitcoin'a как средства платежа, а просто является отражением хорошо задокументированного свойства финансовых активов, когда с ростом капитализации компаний их акции становятся менее волатильными⁷⁴. Тем не менее, а что же известно науке о фактическом использовании криптовалют в качестве средства платежа?

Одной из первых эмпирических работ такого рода стала статья Глейзера и соавторов⁷⁵, которые предприняли попытку ответить на вопрос, чем же на самом деле является Bitcoin — спекулятивным активом или средством платежа. Для этого авторы проанализировали данные о транзакциях и объёмах торгов криптовалютой Bitcoin на криптовалютной бирже Mt. Gox, данные из блокчейна Bitcoin'a и посещаемость соответствующей страницы Википедии за период с 2011 по 2013 год. Авторы проверяли 2 основные гипотезы. Первая состояла в том, что если Bitcoin

⁷⁴ См. например Peterburgsky S. Size, value and volatility //International Review of Economics & Finance. — 2024. — Т. 91. — С. 752-763.

⁷⁵ Glaser F. et al. Bitcoin-asset or currency? revealing users' hidden intentions // ECIS. — 2014. — Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2425247>

является «валютой» (currency), то пользователи приобретают криптовалюту, в первую очередь, для того, чтобы использовать её в качестве альтернативной платежной системы для совершения финансовых транзакций или покупки товаров. Соответственно, с ростом количества пользователей (т. е. количества Bitcoin-кошельков) должно наблюдаться увеличение объемов транзакций в блокчейне.

В качестве второй (альтернативной) гипотезы авторы проверяют тезис, что Bitcoin является инвестиционным активом. Тогда, предполагают авторы, рост числа пользователей должен отражаться только на объемах торгов на биржах. Также авторы проверяют, насколько динамика цены Bitcoin'a подвержена влиянию новостей (24 событий, взятых также со статьи в Википедии), связанных с Bitcoin'ом, причём выдвигается гипотеза, что если актив является спекулятивным, то цены реагируют только на позитивные новости.

Используя модель GARCH(1,1) для учёта гетероскедастичности, авторы оценили ряд моделей, где в качестве зависимой переменной использовался показатель объёма транзакций в блокчейне (для проверки первой гипотезы) и цены криптовалюты (для второй). Результаты эконометрического моделирования показали, что увеличение числа новых пользователей приводит к росту объёмов торгов на биржах, но не влияет на транзакционную активность в блокчейне. Это свидетельствует о том, что новые пользователи приобретают Bitcoin для спекулятивных целей, а не для использования в качестве средства платежа. Авторы также отметили, что цена Bitcoin более чувствительна к позитивным новостям, чем к негативным, что отражает эмоциональную предвзятость пользователей. Таким образом, исследование авторы отвергли гипотезу о том, что Bitcoin является средством платежа и не отвергли альтернативную гипотезу о том, что он используется преимущественно как инвестиционный (спекулятивный) актив.

Одним из методов раскрытия сущности Bitcoin'a в научной литературе является исследование статистических свойств рядов цены и доходностей. Уайт с соавторами⁷⁶ рассуждают на тему природы Bitcoin'a — является ли он деньгами, технологическим продуктом или чем-то еще. Авторы сравнивают его с различным классами активов — валютами, классами финансовых активов (акции разных стран, разные облигации) и товарами. Они также анализируют поведение Bitcoin'a как пузыря, сравнивая его с динамикой других известных примеров пузырей на рынке.

Авторы используют различные подходы. Во-первых, они сравнили поведение Bitcoin с валютами, активами и финансовыми индексами, применяя корреляционный анализ, а также вычислили финансовые метрики, такие как рыночные «беты» и коэффициенты Шарпа, чтобы

⁷⁶ White R. et al. Is Bitcoin a currency, a technology-based product, or something else? //Technological forecasting and social change. — 2020. — Т. 151. — С. 119877.

сравнить соотношение доходности и риска между разными активами. Во-вторых, для изучения распространения Bitcoin была использована модель диффузии (diffusion model), основанная на кривой Ричардса, применяемой для оценки роста технологических продуктов. Наконец, исторические данные о пузырях (тюльпаномания, пузырь Южного моря и доткомы) были использованы для сравнения ценового поведения Bitcoin с крупными спекулятивными эпизодами прошлого.

Результаты показали, что Bitcoin не соотносится с большинством фиатных валют по своим статистическим свойствам. Его характеристики ближе к высокорисковым финансовым инструментам, ориентированным на спекуляции, с сильной корреляцией с деривативными индексами и обратной корреляцией с основными валютами. Применение модели диффузии показало, что Bitcoin следует паттерну технологических продуктов, а не валют, демонстрируя сигмоидальный рост, типичный для инновационных IT-продуктов. Кроме того, поведение Bitcoin в периоды быстрого роста цены напоминает исторические спекулятивные пузыри, однако его базовая транзакционная ценность отличает его от чисто спекулятивных активов. Исследование показывает, что Bitcoin не вписывается в классическое определение валюты или товара, а скорее действует как новый класс активов, связанный с технологическими инновациями и спекулятивными инвестициями.

Исследование Баура и соавторов⁷⁷ посвящено попытке с помощью эмпирического анализа ответить на вопрос, является ли Bitcoin средством обмена или же это в большей степени (спекулятивный) актив. Для этого авторы на выборке дневных данных в период с июля 2010 по июнь 2015 года исследуют свойства рядов доходностей Bitcoin'a, их корреляции с доходностями других финансовых активов (S&P 500, обменные курсы разных валют, различных индексов облигаций, цен на золото, серебро, нефть и газ), связь между доходностями Bitcoin'a и доходностями рынков акций и валют в моменты их наибольшей волатильности, а также исследуют статистику использования Bitcoin-кошельков и анализируют оборачиваемость совокупного предложения криптовалюты.

Доходности Bitcoin'a демонстрируют наиболее высокие значения среднего и стандартного отклонения среди прочих активов, сильно отрицательный коэффициент асимметрии и высокий коэффициент эксцесса указывают на скошенность распределения доходностей криптовалюты влево и на наличие тяжёлого хвоста с большим количеством экстремальных отрицательных доходностей, чем то предсказывает нормальное распределение. Примечательно, что более высокие коэффициенты асимметрии и эксцесса в абсолютном выражении на данной выборке наблюдались лишь для индекса, отражающего динамику

⁷⁷ Baur D.G., Hong K., Lee A.D. Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? // Journal of International Financial Markets, Institutions and Money. — 2018. — Т. 54. — С. 177-189. — DOI: 10.1016/j.intfin.2017.12.004.

высокодоходных (“мусорных”) облигаций США. Авторы продемонстрировали, что достаточно часто в ряде цен Bitcoin’a возникают пузыри, самые продолжительные из которых на их выборке наблюдались в первой половине 2011 года, в начале и конце 2013 года. Что касается корреляций, то авторы показали, что Bitcoin значимо (хотя бы на уровне выше 0,05) не связан ни с одним из рассмотренных классов активов, а подробный анализ поведения криптовалюты в период высокой волатильности на валютных и фондовом рынках, а также в кризисные моменты, не позволяет считать Bitcoin “тихой гаванью” (safe-haven asset).

Что касается анализа поведения Bitcoin-кошельков и показателя оборачиваемости, то авторы демонстрируют, что лишь малая часть владельцев криптовалюты регулярно совершает какие-либо транзакционные операции. Большинство пользователей криптовалюты приобретают её в основном для инвестиций (приобрели и не используют) и для спекуляций (постоянно полностью избавляются, а потом приобретают вновь).

Попытке применения простейшей модели спроса на деньги к Bitcoin’у посвящена работа Ладислава Критуфэка 2019 года⁷⁸. В ней автор, используя уравнение обмена Фишера и закон единой цены анализирует, насколько данные фундаментальные экономические концепции помогают в объяснении динамики Bitcoin’a. Классическое уравнение обмена $Mv = PT$ связывает между собой объём денежной массы M , скорость обращения денег v , средний уровень цен приобретённых товаров и услуг P и количество совершённых сделок (транзакций) T . В свою очередь, закон единой цены $P = SP^*$ связывает уровни цен P и P^* между двумя экономиками через номинальный обменный курс S валют рассматриваемых стран. Для проверки выполнения закона единой цены для рынка Bitcoin’a требуется значение уровня цен, который явным образом не наблюдаем. Тем не менее, для его определения автор использует уравнение обмена, исходя из того, что PT , по сути, равно объёму транзакций V . Тогда уровень цен можно выразить как $P = \frac{V}{T}$.

В рамках любого распределённого реестра данные о количестве проведённых транзакций T и объём перемещённых единиц криптовалюты V доступен в каждый момент времени ввиду полной прозрачности блокчейна. Для сопоставления с данными по уровню цен в США, которые обычно доступны помесечно, Критуфэк просто рассчитывает среднее за каждый месяц значение $P_{BTC,t} = \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} \frac{V_{i,t}}{T_{i,t}}$, где n_t — это количество дней в i -ом месяце.

Тем не менее, если уровень цен Bitcoin’a возможно посчитать напрямую, для американской экономики такие данные недоступны, так как обычно используются различные индексы изменения цен относительно какого-либо момента во времени. Таким образом, в качестве показателя уровня цен автор использует индекс потребительских цен и, следовательно,

⁷⁸ Kristoufek L. Is the Bitcoin price dynamics economically reasonable? Evidence from fundamental laws // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. — 2019. — Т. 536. — С. 120873.

истинный обменный курс между Bitcoin и долларом США пропорционален используемым автором показателям уровня цен, то есть $S_t \propto P_{BTC,t}/P_{USA,t}$.

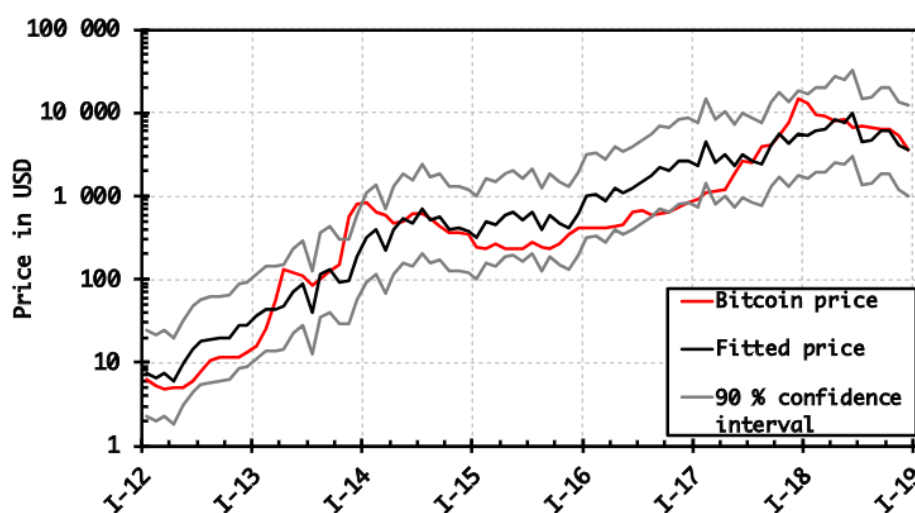
Далее автор оценивает коинтеграционные соотношения в линейном виде между логарифмом цены Bitcoin $\log(BPI)_t$ и логарифмом отношения рассчитанного уровня цен Bitcoin'a на индекс потребительских цен США $\log(S)_t$ в период с января 2012 года по декабрь 2018 года следующим образом:

$$\log(BPI)_t = \alpha_1 + \beta_1 \log(S)_t + \varepsilon_{1,t},$$

$$\log(BPI)_t = \alpha_2 + \beta_2 \log(S)_t + \delta t + \varepsilon_{2,t},$$

где BPI — это Bitcoin Price Index, агрегированная между различными крупными криптовалютными биржами цена Bitcoin, собираемая ранее порталом Coindesk. Кристоуфек отмечает, что ряды $\log(BPI)_t$ и $\log(S)_t$ имеют единичные корни, о чем свидетельствуют результаты ADF-теста. Ошибки в обеих моделях являются стационарными, хотя гипотеза наличия единичного корня отвергается на более высоком уровне значимости в модели с трендом. Отсюда авторы делают выводы, что существует долгосрочное равновесное соотношение между ценой криптовалюты Bitcoin и динамикой факторов, выведенных с помощью уравнения обмена и закона единой цены. Более того, коэффициент детерминации полученных моделей составляет $R^2 = 0.88$ для первой модели и $R^2 = 0.9$ для модели с трендом.

Автор также приводит график предсказанной моделями цены Bitcoin'a и динамикой фактической цены Bitcoin'a, который демонстрирует хорошую объясняющую силу модели (см. рисунок 10).



Примечание. Источник: работа Кристоуфека⁷⁹.

Рисунок 10 — Предсказанное по модели с трендом значение цен Bitcoin (чёрная линия) с 90% доверительным интервалом (серые линии) и фактическая динамика цены Bitcoin (красная линия)

⁷⁹ Там же, с. 5.

По итогу проведённого исследования Кристоуфек делает ряд комментариев. В частности, автор отмечает, что высокая статистическая значимость полученных эмпирических результатов на основе уравнения обмена количественной теории денег если не подтверждает тезис о том, что Bitcoin является деньгами, то хотя бы позволяет относиться к нему не столь скептически. Также результаты демонстрируют, что одним из важных долгосрочных факторов удорожания криптовалюты является её ценность как средства совершения транзакций, а значит рост использования Bitcoin'a (так называемый adoption) представляется необходимым условием роста его цены.

Полученные Кристоуфekom результаты представляются достаточно любопытными, так как потенциально результаты такой модели могли бы использоваться в качестве индикатора инвестиционной привлекательности. Тем не менее, встаёт вопрос о том, насколько результаты данной модели устойчивы на более длительном периоде. Ввиду достаточной простоты используемого метода мною были воспроизведены результаты Кристоуфека на более актуальных данных. Как и в оригинальной работе информация в части количества транзакций T и объёма перемещённых единиц криптовалюты Bitcoin V была взята с портала blockchain.com⁸⁰. Так как использованный авторами Индекс цены криптовалюты Bitcoin BPI перестал вестись порталом Coindesk еще в середине 2022 года, то цены Bitcoin'a были взяты с того же сайта blockchain.com⁸¹. Индекс потребительских цен США (прокси для P_{USA}) был взят с сайта Сент-Луисского отделения Федеральной Резервной Системы⁸².

В таблице 1 представлена дескриптивная статистика логарифмов используемых переменных за период с января 2012 по январь 2024 года, а также значения p-value теста Дики-Фуллера (ADF) для проверки наличия единичных корней для моделей без сноса и тренда, а также с включённым трендом. В таблице 2 также представлена корреляционная матрица.

Таблица 1 — Описательная статистика логарифмов используемых переменных.

	Мин	Макс	Медиана	Среднее	Ст. откл	Ассиметрия	Экссесс	ADF p-value	ADF p-value (тренд)
BPI	1,61	11,02	8,32	7,60	2,58	-0,67	-0,47	0,94	0,10
P_{BTC}	-2,20	3,21	-0,28	0,03	1,14	0,77	-0,01	0,21	0,20
P_{USA}	5,43	5,74	5,52	5,54	0,09	0,89	-0,40	1,00	0,99
S	-7,93	-2,22	-5,80	-5,51	1,22	0,68	-0,15	1,00	0,18

Примечание. Количество наблюдений — 145, размерность данных — месячная. Месячная цена Bitcoin'a (BPI) вычислена как арифметическое среднее цен закрытия за месяц, уровень цен

⁸⁰ Confirmed Transaction Per Day (<https://www.blockchain.com/explorer/charts/n-transactions>) и Estimated Transaction Value (<https://www.blockchain.com/explorer/charts/estimated-transaction-volume>) соответственно.

⁸¹ На сайте Blockchain.com представлена рыночная цена Bitcoin'a в долларах США, усреднённая по крупнейшим криптовалютным биржам. Каким конкретно — на сайте информация отсутствует, что может вызывать вопросы о «качестве» данных, однако дневные данные всё равно будут усреднены помесечно.

⁸² <https://fred.stlouisfed.org/series/CPIAUCSL>

в Bitcoin-экономике рассчитан как $P_{BTC} = V/T$, где V и T — суммы соответствующих показателей блокчейн-объёмов и количества транзакций за месяц, а пропорциональный обменный курс между экономиками США и Bitcoin — $S = P_{BTC}/P_{USA}$.

Таблица 2 — Корреляционная матрица логарифмов рассматриваемых переменных

	BPI	P_{BTC}	P_{USA}	S
BPI		-0.95	0.82	-0.95
P_{BTC}	-0.95		-0.81	1.00
P_{USA}	0.82	-0.81		-0.83
S	-0.95	1.00	-0.83	

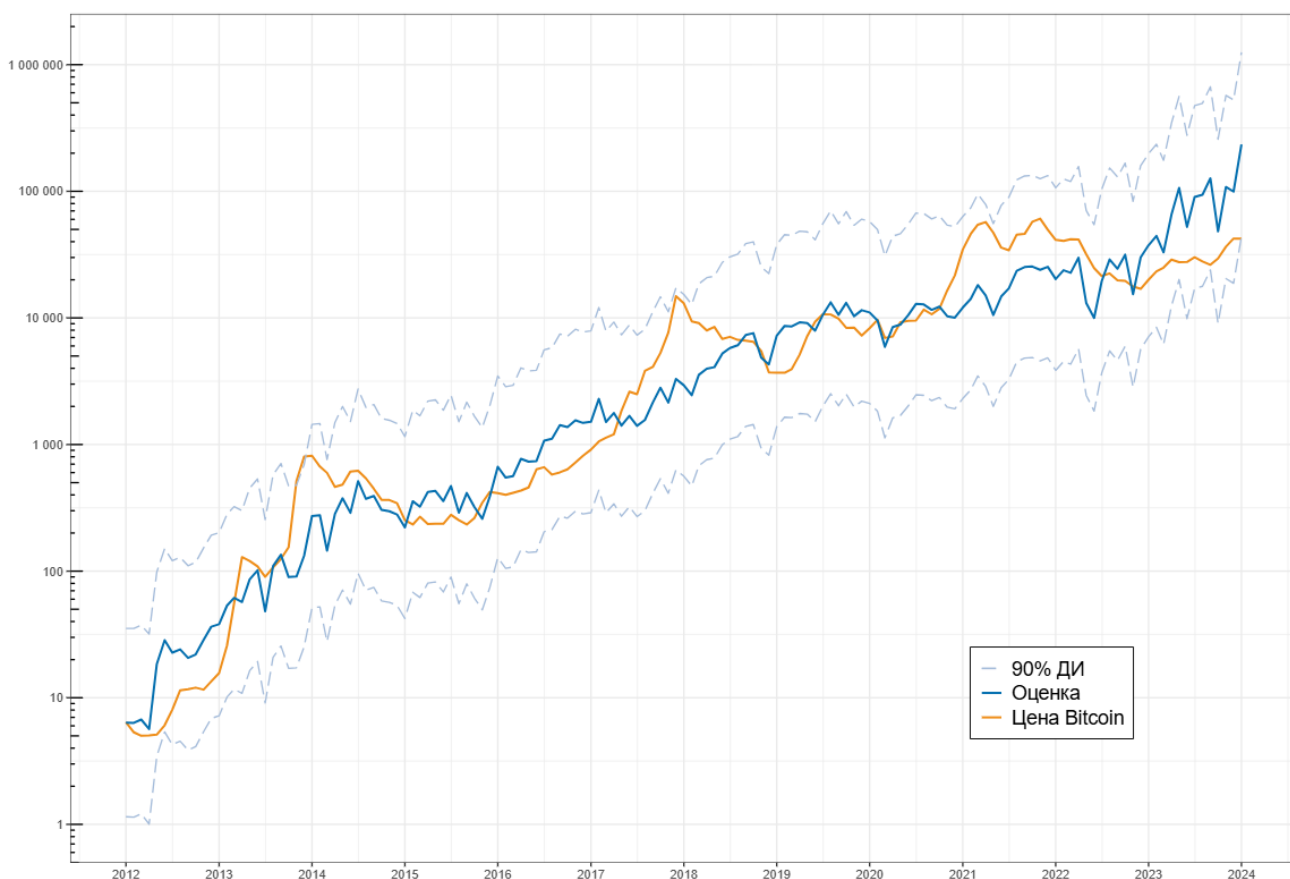
Как и в оригинальной работе, для рядов цен Bitcoin'a (BPI) и обменного курса (S) не отвергается гипотеза наличия единичного корня на любом из конвенциональных уровней значимости, в том числе и с учётом тренда. Аналогичное можно сказать и про логарифм ИПЦ США (P_{USA}), однако для расчётного уровня цен Bitcoin-экономики (P_{BTC}) ADF-тест отвергает гипотезу единичного корня на 10% значимости для модели без тренда. Также можно отметить достаточно высокую степень корреляции всех рассматриваемых переменных.

Результаты оценивания модели представлены в таблице 3, а на рисунке 11 представлена оценка цены Bitcoin'a в соответствии с предсказанием модели без тренда относительно фактической цены рассматриваемой криптовалюты.

Таблица 3 — Результаты оценивания модели линейной регрессии логарифма цены Bitcoin'a BPI на логарифм обменного курса S и тренд t

	(1)	(2)
α	-3,535***	-1,356
S	-2,022***	-1,354***
t		0,021**
R^2_{adj}	0,91	0,928
Статистика ADF-теса остатков	-3,28	-2,57

Примечание. При расчёте значимости коэффициентов использованы робастные стандартные ошибки. Количество наблюдений — 145.



Примечание. Оранжевая линия — фактическая цена криптовалюты Bitcoin, синяя линия — оценка в соответствии с моделью. Использована логарифмическая шкала. Источник: расчёты автора.

Рисунок 11 — Предсказанная в соответствии с моделью цена криптовалюты Bitcoin с 90% доверительным интервалом и фактическая цена Bitcoin'a

Визуально, полученные результаты в целом согласуются с расчётами Кристоуфека. В модели с трендом скорректированный коэффициент детерминации R_{adj}^2 достигает практически 0,93, а знак при обменном курсе S соответствует экономической логике: рост уровня цен в Bitcoin-экономике относительно уровня цен в экономике США (рост S) приводит к ослаблению Bitcoin'a относительно доллара США, то есть к снижению долларовой цены криптовалюты. Однако в данном случае гипотеза наличия единичного корня в остатках модели скорее не отвергается, так как полученные значения тестовой статистики ADF-теста больше, чем необходимые критические значения на 5% уровне значимости в размере $-3,41$ и $-3,8$ для моделей без и с трендом соответственно. Гипотеза отвергается лишь на 10% уровне в модели без тренда (критическое значение -3.12)⁸³.

⁸³ Критические значения взяты из таблицы 16.2 Уотсон М., Сток Д. Введение в эконометрику //Издательский дом" Дело" РАНХиГС. — 2015.

Полученные результаты указывают, в целом, на наличие слабой коинтеграции между ценой Bitcoin'a BPI и обменного курса S . Рисунок выше также демонстрирует, что цена криптовалюты редко выходит за пределы 90% доверительного интервала оценки модели. Примечательно, что в соответствии с полученными результатами по состоянию на январь 2024 года модель указывает на серьёзную недооценку Bitcoin'a и относительно своего ожидаемого значения в размере \$269 тыс. при цене в \$42,2 тыс.

Подытоживая, можно сказать, что уравнение обмена количественной теории денег для криптовалюты Bitcoin в некоторой степени продолжает выполняться и по сей день. Тем не менее, являясь лишь своего рода “балансовым” соотношением, уравнение обмена не позволяет ответить на вопрос касательно фундаментальных причин динамики Bitcoin'a. Еще одним ограничением, которое не позволяет воспринимать полученные результаты со всей серьёзностью, а лишь как статистический артефакт, является непосредственное нарушение ряда предпосылок количественной теории денег. Так, например, невозможно говорить о существовании какой-либо Bitcoin-экономики, в которой товары были бы изначально номинированы в BTC, а не долларах США. С такой точки зрения уравнение количественной теории денег больше подходит для оценки utility-токенов, которые используются в рамках некоторого сервиса/платформы⁸⁴. Стоит отметить, что полученная модель хоть и имеет потенциал использования в качестве индикатора инвестиционной привлекательности, однако проверка эффективности соответствующей инвестиционной стратегии уже выходит за рамки настоящей работы.

В работе Баур и Димпфл⁸⁵ исследовали волатильность рядов доходностей Bitcoin'a с целью проанализировать его роль в выполнении функций денег и, в частности, функции средства платежа. Используя в основном GARCH-модель, а также её модификацию с динамической условной автокорреляцией (DCC-GARCH) и непараметрическую меру волатильности Гармана-Класса, авторы сделали ряд выводов касательно поведения волатильности криптовалюты в период с марта 2009 по августа 2020 года. Так, авторы отметили исторический тренд на снижение волатильности по метрике Гармана-Класса, однако на промежутке с 2014 по 2020 средний уровень волатильности как будто бы оставался стабильным. Результаты оценивания моделей DCC-GARCH между Bitcoin'ом и некоторыми обменными курсами (EUR/USD и JPY/USD) продемонстрировали довольно низкий уровень условной корреляции.

Авторы также проверили влияние на волатильность Bitcoin'a внешних шоков, таких как крупные взломы криптовалютных бирж, а также период повышенной неопределённости на рынках во время пандемии COVID-19 (авторы выбрали в качестве границ такого периода февраль

⁸⁴ Об этом, в частности, говорят аналитик Ernst&Young в отчёте «The valuation of crypto-assets» вышедшего в 2019 году

⁸⁵ Baur D. G., Dimpfl T. The volatility of Bitcoin and its role as a medium of exchange and a store of value // Empirical Economics. — 2021. — Т. 61. — №. 5. — С. 2663-2683.

и май 2020 года). С помощью добавления соответствующих дамми-переменных в уравнение волатильности модели GARCH(1,1), Баур и Димпфл пришли к выводу, что волатильность Bitcoin'a в период пандемии находилась в рамках её естественных уровней (коэффициент при дамми-переменной оказался незначимым). Влияние хакерских атак, несмотря на значимый на 10% уровне коэффициент, оказывается экономически незначительным.

Отдельно авторы провели анализ Bitcoin'a как средства для диверсификации портфеля акций из индекса S&P500 и продемонстрировали некоторую спорность тезиса о том, что Bitcoin является хорошим активом-диверсификатором. С точки зрения коэффициента Шарпа, оптимальной долей Bitcoin'a в портфеле оказывается 50%, однако если составлять портфель исходя из минимальной вариации доходностей (minimal variance portfolio), то доля Bitcoin'a в лучшем случае может достигать 2.5%.

Сравнивая волатильность Bitcoin'a и волатильности обменных курсов EUR/USD и JPY/USD авторы проверяют, насколько криптовалюта интегрирована в традиционный валютный рынок. На основе результатов модели DCC-GARCH, они отвергают гипотезу о наличии значительной корреляции между волатильностями Bitcoin'a и традиционных валют, как и гипотезу о том, что волатильность Bitcoin и традиционных валют имеет одинаковую магнитуду. Они также показывают, что кросс-курс традиционных валют через Bitcoin демонстрирует периодически достаточно сильные отклонения, что говорит о низком уровне интегрированности его в традиционный валютный рынок.

На основе полученных результатов авторы делают вывод о том, что ввиду высокой волатильности полноценное использование Bitcoin'a в качестве средства платежа крайне затруднено. Те же компании, которые принимают в оплату криптовалюту, лишь работают через платёжный шлюз криптовалютной биржи, которая от лица фирмы принимает Bitcoin'ы и тут же меняет их на фиатную валюту по текущему курсу. По своей сути, это то же самое, как делать покупку с помощью иностранной валюты. По мнению авторов, единственным условием для того, чтобы Bitcoin стал полноценным средством платежа, является провозглашение его законным платёжным средством в какой-либо стране с параллельным вводом ограничений на оборот любой другой валюты внутри страны, что выглядит крайне сомнительным шагом для любой развитой или даже развивающейся страны.

Исследование Фоли, Карлсена и Путниса⁸⁶ является уникальным в своём роде, так как оно посвящено оценке масштабов использования Bitcoin'a в различной незаконной деятельности в Интернете. В исследовании определяется доля транзакций в сети Bitcoin'a, связанных с торговлей наркотиков, мошенничеством и другими видами противоправной деятельности, а

⁸⁶ Foley S., Karlsen J. R., Putniņš T. J. Sex, drugs, and bitcoin: How much illegal activity is financed through cryptocurrencies? //The Review of Financial Studies. — 2019. — Т. 32. — №. 5. — С. 1798-1853.

также изучается, как псевдоанонимность Bitcoin'a влияет на экономику черного рынка. Авторы собрали обширную базу адресов кошельков, связанных с нелегальной деятельностью и крупными чёрными биржами (типа Silkroad). Источником для этой информации послужили публичные материалы дел ФБР, судов, а также действующие и архивные форумы маркетплейсов в Даркнете, на которых некоторые Bitcoin-адреса указывались в качестве эскроу-счетов для проведения сделок.

Для оценки объёма около Bitcoin-транзакций, связанных с нелегальной деятельностью, авторы использовали кластерный анализ (*network cluster analysis*) на транзакционных данных блокчейна, с помощью которого смогли обнаружить кластеры адресов, связанных с даркнетом. Метод оценки с контролем обнаружения (*detection-controlled estimation*) позволил (на основе анализа транзакций с выявленными кластерами) оценить вероятность того, вовлечён ли конкретный кошелёк в незаконную деятельность. Всего авторы проанализировали около 303 миллионов транзакций, проведённых между 106 уникальными Bitcoin-адресами.

В итоге авторы обнаружили, что около 26% всех адресов и около 46% всех транзакций было связано с нелегальной деятельностью в сети Bitcoin в период с января 2009 по апрель 2017 года. По расчётам исследователей, в апреле 2017 года ежегодный оборот криптовалюты для обслуживания чёрного рынка составил около \$76 млрд, а на адреса с ним связанные приходится около 40% всего предложения Bitcoin'a. Для контекста авторы приводят информацию о том, что, например, в США в 2010 на приобретение наркотиков было потрачено около \$100 млрд. Естественным образом, с 2016 года доля таких транзакций в сети Bitcoin в долларовом выражении снижается ввиду привлечения к нему внимания со стороны спекулянтов и инвесторов, однако в абсолютном выражении данные обороты росли⁸⁷. Так, если в 2015 году доля таких транзакций составляла 40–60%, то к апрелю 2017 она была уже ниже 20%. В заключении авторы делают вывод о том, что широкое использование Bitcoin'a в качестве средства платежа для незаконной деятельности является одним из важнейших аспектов его фундаментальной стоимости.

Работа Макарова и Шоар⁸⁸ посвящена анализу различных аспектов блокчейна Bitcoin'a, таких как транзакционная активность, структура сети, работа и конкуренция между майнерами, концентрация владения криптовалютой. В качестве исходных данных авторы также использовали данные блокчейна в период с момента его появления в январе 2009 года и до середины июня 2021 года. Макаров и Шоар обратили внимание, что в силу особенностей

⁸⁷ Примечательно, что Bitcoin активно продолжал использоваться в незаконной деятельности после 2013 года, когда был арестован основатель крупнейшего чёрного маркетплейса в США Silkroad. Несмотря на то, что его смогли идентифицировать без помощи анализа блокчейна Bitcoin, уже к тому моменту активные пользователи криптовалюты знали об отсутствии какой-либо анонимности этой криптовалюты. Обзор этих аспектов приведён в Bohannon J. Why criminals can't hide behind Bitcoin // *Science*. — 2016. — Т. 9.

⁸⁸ Makarov I., Schoar A. Blockchain analysis of the bitcoin market // Available at SSRN 3942181. — 2021.

функционирования протокола Bitcoin, а также попытками пользователей «замести следы», около 90% всех транзакций не имеет никакого экономического смысла. Оставшиеся 10% транзакций преимущественно приходится на инвестиционную (спекулятивную) активность, включая переводы средств со счетов пользователей на счета криптовалютных бирж или обменников, а также перевод средств уже между ними.

Что касается незаконной деятельности, то, по расчётам авторов, на них приходится всего около 4% от всех Bitcoin-транзакций. Такую большую разницу с результатами Фоли и соавторов Макаров и Шоар объясняют двумя аспектами. Во-первых, Фоли и соавторы исключили из выборки транзакции, направленные на криптовалютные биржи и обменники; а во-вторых, выбранная ими имплементация метода кластеризации приводила к задвоению количества даркнет-транзакций. Так, авторы подсчитали объём нелегальных транзакций в 2020 году, который составил всего \$5,4 млрд (против \$76 у Фоли и коллег), причём из них только \$1,6 млрд приходится на чёрный рынок, \$1,7 млрд на сектор азартных игр (gambling), \$1,4 млрд на сервисы «отмывания» денег (миксеры, которые смешивают «чёрную» и «белую» криптовалюту), \$0,55 млрд связано с мошенничеством (пирамидами, фишинговые ссылки и т.п.) и еще \$16 млн на вымогательства, связанные со взломами отдельных пользователей (ransom)

Таким образом, Макаров и Шоар ставят под сомнение тезис Фоли о том, что незаконная активность является определяющим и фундаментальным фактором стоимости Bitcoin'a, так как основная активность с ним связанная это, всё-таки, инвестиции и спекуляции.

Важной работой, проводящей эмпирическую оценку использования Bitcoin'a в качестве платёжного средства является статья Граф фон Люкнера, Рейнхарт и Рогоффа⁸⁹, посвящённой исследованию роли Bitcoin'a как средства для трансграничных денежных переводов. Используя транзакционные данные крупнейших криптовалютных p2p-обменников LocalBitcoins и Paxful, авторы смогли оценить не только объёмы сделок, в которых Bitcoin использовался как средство для денежного перевода между странами, но выявить страны, в которых данная услуга оказалась наиболее востребованной, а также оценить движение капитала с помощью Bitcoin между различными странами.

Стоит отметить, что сделки на рассматриваемых авторами p2p-обменниках проходят в off-chain режиме, то есть они выступают в качестве своего рода эскроу-счетов, а сами сделки купли-продажи криптовалют могут проходить с помощью традиционных банковских переводов, платёжных систем либо вообще при личной встрече. Используя данные по более 128 миллионам сделок на этих площадках в период с 2017 по 2022 года, авторы построили алгоритм сопоставления сделок (matching algorithm), с помощью которого смогли идентифицировать

⁸⁹ Von Luckner C. G., Reinhart C. M., Rogoff K. Decrypting new age international capital flows //Journal of Monetary Economics. — 2023. — Т. 138. — С. 104-122.

трансграничные транзакции, когда по одной операции N Bitcoin'ов покупается в одной стране, а по другой эти же N Bitcoin'ов уже продаются в другой стране.

В качестве нижней границы оценки авторы получили, что около 11% всех транзакций на р2р-площадках LocalBitcoins и Paxful было вовлечено в перевод средств в другую страну, что составляет порядка \$1,2 млрд за 5 лет. Анализ непосредственно стран пользователей также продемонстрировал, что Bitcoin в качестве системы денежных переводов использует в государствах с достаточно высокими требованиями системы контроля капитальных операций и валютного обмена — Аргентина, Венесуэла, Нигерия, Гана. Авторы также продемонстрировали робастность своих результатов на примере массового отключения электричества в Венесуэле в марте 2019, что в моменте значительно отразилось на объёмах торгов Bitcoin'ом как за венесуэльские боливары, так и за валюты стран их торговых партнёров, что действительно подтверждает факт использования криптовалюты как средства трансграничных платежей. Второй случай — это «естественный» эксперимент с усилением валютного контроля в Аргентине в 2019 году, после чего количество транзакций с использованием аргентинского песо выросло более чем в два раза в течение года.

Таким образом, работа Граф фон Люкнера, Рейнхарт и Рогоффа демонстрирует, что Bitcoin является не только спекулятивным активом, но и имеет практическое применение как система денежных переводов, что говорит о наличии у него некоторых транзакционных выгод. Результаты этого исследования подчёркивают также региональный аспект этих транзакционных выгод, так как Bitcoin получил своё распространение в данном ключе в тех странах, где имеющиеся ограничения не позволяют или значительно затрудняют использование привычных банковских каналов. Также можно заметить, что перечисленные страны имеют достаточно слабую локальную валюту, скорость обесценения которой, вероятно, с точки зрения жителей таких стран сопоставима с волатильностью Bitcoin'а. Но что если ограничений на движение капитала нет, а местная фиатная валюта очень стабильна, какие транзакционные выгоды имеет Bitcoin?

Для ответа на этот вопрос можно обратиться к уникальному примеру Сальвадора, в котором Bitcoin на государственном уровне был признан законным платёжным средством в 2021 году.⁹⁰ В статье Альвареза и соавторов⁹¹ обсуждаются последствия данного решения и анализируется использование Bitcoin'а как повседневного средства платежа. Авторы провели обширное репрезентативное социологическое исследование, проведя более 1800 персональных

⁹⁰ К сведению, официальной валютой Сальвадора является доллар США.

⁹¹ Alvarez F., Argente D., Van Patten D. Are cryptocurrencies currencies? Bitcoin as legal tender in El Salvador //Science. — 2023. — Т. 382. — №. 6677. — С. eadd2844.

интервью с жителями Сальвадора в феврале 2022 года, спустя полгода после признания Bitcoin'a законным платёжным средством.

Следует отметить, что правительству Сальвадора была известна проблема с высокими комиссиями и медленной скоростью проведения платежей в блокчейне Bitcoin'a, так что было создано специальное приложение Chivo Wallet, являющееся, по сути, некастодиальным кошельком. Это означает, что в сети Bitcoin'a есть ряд кошельков, принадлежащих компании, обслуживающей Chivo Wallet, а сами Bitcoin'ы, которые отражаются в этом Chivo Wallet, по факту лежат на кошельках именно этой компании. С одной стороны, это позволило создать систему, в которой платежи между пользователями Chivo Wallet проходят мгновенно и без комиссий, так как фактического движения Bitcoin'a в сети не происходит. С другой — данная система оказывается, по сути, закрытой, непрозрачной и обособленной от блокчейна Bitcoin'a.

Для стимулирования пользователей всем зарегистрировавшимся в Chivo Wallet пользователям правительство Сальвадора начисляло приветственные \$30 в криптовалюте. Результаты опроса показали, что несмотря на осведомлённость населения о Chivo Wallet (68% опрошенных), спустя полгода после запуска этой программы лишь 40% опрошенных скачали приложение (причём все из них скачали именно в сентябре 2021) и лишь 20% продолжили пользоваться кошельком после траты приветственного бонуса. Более того, из тех, кто продолжил пользоваться Chivo Wallet, только 10% использовали в качестве средства оплаты им Bitcoin, в то время как 90% — доллары США, которые также можно было использовать для оплаты с помощью данного приложения. На стороне компаний лишь 20% в феврале 2022 года принимали криптовалюту к оплате и только 5% их продаж было осуществлено с помощью Bitcoin'a. Причём если компании получают оплату в криптовалюте, то в 88% случаев они тут же обменивали их на доллары США.

В итоге авторы делают вывод, что несмотря на законный статус, Bitcoin не снискал популярности в качестве средства платежа среди широких слоёв населения Сальвадора. Если же взглянуть на этот результат в контексте предыдущих разобранных работ, то можно предположить, что эксперимент в Сальвадоре не удался из-за отсутствия ограничений на движение капитала и валютного обмена, тем более что в Сальвадоре свободно доступен доллар США.

Обобщая приведённый обзор научной литературы, можно сказать, что Bitcoin действительно имеет некоторые транзакционные выгоды — это демонстрируют как теоретические модели, так и практика его использования. Причём транзакционные выгоды от использования криптовалюты заключаются в возможности её использовать в качестве средства платежа в двух ситуациях: для приобретения товаров и услуг на чёрном рынке, либо для обхода требований валютного контроля и/или контроля движения капитала. Во втором случае также косвенно могут проявляться выгоды

от владения Bitcoin'ом как средства сбережения, если локальная фиатная валюта демонстрирует высокую скорость обесценения.

2.1.2 Криптовалюта как средство сбережения

Несмотря на то, что средство сбережения является одной из функций денег, существует один специфичный актив, который, как считается, в долгосрочной перспективе выполняет эту функцию намного лучше — золото. Золото уже на протяжении тысячелетий признаётся одним из самых универсальных и надёжных средств сбережения. Его уникальные физические свойства, такие как долговечность, делимость и редкость, сделали этот металл ценным активом в глобальной экономике, который оставался в центре мировой денежной системы на протяжении тысячелетий. Сегодня золото не только используется для создания монет и ювелирных изделий, но и служит резервным активом для центральных банков. Историческая память использования золота в качестве денег говорит о наличии в нём монетарной ценности⁹², которая выражается в широко распространённом восприятии золота как денег «на чёрный день»⁹³, что, в том числе, выражается в современной роли золота в инвестиционных портфелях.

В частности, золото рассматривается как эффективный хедж от внезапных рыночных колебаний, вызванных ростом неопределённости ввиду реализации глобальных финансово-экономических⁹⁴, (гео)политических⁹⁵, эпидемиологических⁹⁶ и даже некоторых климатических рисков⁹⁷. Исследования также показывают, что в долгосрочной перспективе золото демонстрирует высокую устойчивость к снижению покупательной способности фиатных валют. Так, работы Бампинаса и Панагиотидиса⁹⁸ и Бекманна и Чудай⁹⁹ демонстрируют, что золото может выступать хеджем против инфляции, но лишь на длительном горизонте в десятилетия, в

⁹² Криптовалюта и золото // Проклятие наличности / К. Рогофф / пер.с англ. Аллы Белых; под науч. Ред. Андрея Белых. — М.: Изд-во Института Гайдара, 2018.

⁹³ Baur D. G., McDermott T. K. J. Why is gold a safe haven? //Journal of Behavioral and Experimental Finance. — 2016. — Т. 10. — С. 63-71.

⁹⁴ См., например, O'Connor F. A. et al. The financial economics of gold—A survey //International Review of Financial Analysis. — 2015. — Т. 41. — С. 186-205.

Baur D. G., McDermott T. K. Is gold a safe haven? International evidence //Journal of Banking & Finance. — 2010. — Т. 34. — №. 8. — С. 1886-1898.

⁹⁵ См., например, Azimli A. Is gold a safe haven for the US dollar during extreme conditions? //International Economics. — 2024. — Т. 177. — С. 100478.

Triki M. B., Maatoug A. B. The GOLD market as a safe haven against the stock market uncertainty: Evidence from geopolitical risk //Resources Policy. — 2021. — Т. 70. — С. 101872.

⁹⁶ Akhtaruzzaman M. et al. Is gold a hedge or a safe-haven asset in the COVID-19 crisis? //Economic Modelling. — 2021. — Т. 102. — С. 105588.

⁹⁷ Cepni O., Demirer R., Rognone L. Hedging climate risks with green assets //Economics Letters. — 2022. — Т. 212. — С. 110312.

⁹⁸ Bampinas G., Panagiotidis T. Are gold and silver a hedge against inflation? A two century perspective //International Review of Financial Analysis. — 2015. — Т. 41. — С. 267-276.

⁹⁹ Beckmann J., Czudaj R. Gold as an inflation hedge in a time-varying coefficient framework //The North American Journal of Economics and Finance. — 2013. — Т. 24. — С. 208-222.

то время как на коротких периодах рост золота не всегда способен покрыть инфляцию фиатных валют.

Несмотря на существования полных аналогов, только Bitcoin принято сравнивать с золотом, отчего его часто также называют «цифровым золотом». Поэтому именно Bitcoin, в первую очередь, рассматривают в различных исследованиях в контексте анализа выполнения криптовалютой функции средства сбережения. Как и золото, Bitcoin обладает ограниченным предложением, установленным на уровне 21 миллиона монет¹⁰⁰. Этот аспект создаёт предпосылки для аналогичного восприятия его как средства сбережения, не подверженного инфляции. Также, генезис обоих активов концептуально не связан с государством, хотя и является субъектом его регулирования. Это делает их привлекательными для инвесторов, стремящихся диверсифицировать свои портфели и защитить сбережения от политических и экономических рисков. Конечно же стоит упомянуть, что в отличие от золота, Bitcoin существует исключительно в цифровой форме, что накладывает некоторые ограничения на его восприятие как средства сбережения и как актива «на чёрный день»¹⁰¹. Более того, за плечами золота тысячелетняя история и уверенность в нём как средстве сохранения капитала, в то время как за Bitcoin'ом — лишь 16 лет существования, из которых 9 о нём знал лишь достаточно узкий круг лиц.

Схожесть Bitcoin'а с золотом сподвигла Чиана и коллег 2016 года¹⁰² использовать модель уровня цен при золотом стандарте Роберта Барро 1979 года¹⁰³, для анализа динамики цены Bitcoin'а. В соответствии с моделью Барро, авторы сначала описывают совокупное предложение криптовалюты Bitcoin (M^S) как произведение цены криптовалюты (P^B) на количество единиц криптовалюты в обращении (B) или как $M^S = P^B B$. С другой стороны, спрос на Bitcoin (M^D) моделируется аналогично кембриджскому уравнению (уравнение обмена Фишера) как произведение общего уровня цен товаров и услуг (P) и размера Bitcoin-экономики (G), делённое на скорость обращение криптовалюты (V), или как $M^D = PG/V$. Приравнявая спрос (M^S) и предложение (M^D), становится возможным выразить цену криптовалюты Bitcoin как функцию, прямо зависящую от произведения общего уровня цен и размера Bitcoin-экономики и обратно пропорциональной произведению скорости обращения Bitcoin и количества криптовалюты в обращении, или $P^B = PG/VB$. Переписав полученное выражение в линейном виде и добавив

¹⁰⁰ В этом смысле, Bitcoin, по-крайней мере сейчас, кажется намного более «ограниченным» в своём предложении, чем золото, так как существует ненулевая вероятность нахождения новых запасов металла, в то время как алгоритм Bitcoin'а однозначно гарантирует конечное число монет.

¹⁰¹ Известный тезис о том, что если не будет Интернета, то не будет и Bitcoin'а. Однако в такой ситуации, как будто бы, проблемы с Bitcoin'ом окажутся не самыми важными.

¹⁰² Ciaian P., Rajcaniova M., Kancs A. The economics of BitCoin price formation // Applied economics. — 2016. — Т. 48. — №. 19. — С. 1799-1815.

¹⁰³ Barro R.J. Money and the Price Level Under the Gold Standard // The Economic Journal. — Oxford Academic, 1979. — Т. 89, № 353. — С. 13–33. DOI: 10.2307/2231404

другие показатели для проверки дополнительных гипотез (α_t и m_t), авторы получают следующее уравнение:

$$p_t^B = \beta_0 + \beta_1 p_t + \beta_2 g_t + \beta_3 v_t + \beta_4 b_t + \beta_5 \alpha_t + \beta_6 m_t + \epsilon_t,$$

где p_t^B — цена криптовалюты Bitcoin в долларах США; p_t — общий уровень цен; g_t — размер Bitcoin-экономики; v_t — скорость обращения (velocity) единиц криптовалюты Bitcoin; b_t — количество единиц криптовалюты Bitcoin в обращении; α_t — некоторая мера инвестиционной привлекательности вложений в Bitcoin; m_t — макроэкономические и финансовые индикаторы.

С помощью вышеприведённой модели авторы проверяют 3 гипотезы. В соответствии с первой гипотезой рыночная цена криптовалюты Bitcoin определяется в результате взаимодействия сил спроса и предложения. Иными словам, описанная выше теоретическая модель способна объяснить ценообразование криптовалюты Bitcoin, а значит коэффициенты при общем уровне цен (p_t) и размере Bitcoin-экономики (g_t) должны быть положительными ($\beta_1, \beta_2 > 0$), в то время как коэффициенты при скорости обращения (v_t) и количестве криптовалюты в обращении (b_t) — отрицательными ($\beta_3, \beta_4 < 0$).

Вторая гипотеза касается инвестиционной привлекательности криптовалюты Bitcoin. Так, авторы полагают, что новостной фон вокруг криптовалюты может, некоторым образом, сказываться на привлекательности вложений в Bitcoin как финансовый актив. Тем не менее авторы указывают, что новостной фон может быть как позитивным, так и негативным, а значит и знак коэффициента β_5 при показателе инвестиционной привлекательности m_t может иметь любой знак.

Третья гипотеза заключается в наличии влияния на цену криптовалюты Bitcoin макроэкономической ситуации и обстановки на финансовых рынках, которые, в свою очередь, отражаются на динамике фондовых индексов, системы обменных курсов и цен на нефть. Тем не менее авторы также затрудняются предположить возможный знак корреляции между ценой Bitcoin и перечисленными показателями, однако полагают, что некоторая значимая связь должна присутствовать, и ожидают, что коэффициент β_6 окажется статистически значимым.

В работе авторы проверяют гипотезы на дневных данных на двух периодах — с ноября 2009 по сентябрь 2013 года и с октября 2013 по ноябрь 2015 года. Разделение на периоды было сделано на основе результатов тестов используемых рядов на единичные корни Зивота-Эндрюса (Zivot-Andrews) и Клемента-Монтанэ-Рэйеса (Clemente-Montañés-Reyes). В качестве показателя количества единиц криптовалюты Bitcoin в обращение (b_t) используется количество “добытых” единиц Bitcoin. Показатели количества совершённых транзакций и/или количества уникальных адресов (кошельков) в распределённой сети Bitcoin используются как прокси для размера Bitcoin-экономики (g_t). В качестве показателя скорости обращения криптовалюты (v_t) авторы берут

показатель «*bitcoin days destroyed*», который рассчитывается на уровне каждой отдельной транзакции как количество единиц криптовалюты Bitcoin в транзакции, умноженное на количество полных дней, с момента последней транзакции с участием данных конкретных единиц криптовалюты. Таким образом, те единицы криптовалюты, которые долго не использовались и в некоторый день пришли в движение, имеют больший вес и значительно увеличивают значение данного показателя. Авторы утверждают, что данная метрика является хорошим индикатором скорости обращения криптовалюты Bitcoin (v_t), однако это утверждение представляется крайне неочевидным. Наконец, авторы используют обменный курс евро к доллару США в качестве показателя уровня цен (p_t). Так как цена Bitcoin выражена в долларах США, то, например, удорожание доллара относительно евро скорее всего приведёт и к его удорожанию относительно криптовалюты Bitcoin.

Для проверки второй гипотезы, в качестве показателя инвестиционной привлекательности (a_t) авторы используют показатель объём дневных просмотров статьи Bitcoin на сайте Wikipedia и количество новых пользователей и сообщений на форуме bitcointalk.com. Для проверки третьей гипотезы в качестве макроэкономических и финансовых переменных (m_t) используются цены на нефть и значения индекса Доу Джонс (Dow Jones).

В итоге авторы получили следующие результаты. Из четырёх показателей, используемых в качестве объясняющих переменных для цены криптовалюты Bitcoin на основе теоретической модели, лишь две переменные оказались значимы с ожидаемым знаком — количество “добытых” единиц криптовалюты (b_t) с отрицательным и показатели, характеризующие размер Bitcoin-экономики (g_t), а именно количество совершённых транзакций и количество уникальных адресов, с положительным. Скорость обращения криптовалюты (v_t) и уровень цен (p_t) оказались незначимыми, однако авторы всё же не отвергли свою первую гипотезу и сделали вывод о том, что ценообразование криптовалюты Bitcoin может быть в значительной степени объяснено спросом и предложением в соответствие с ими предложенной моделью.

Касательно второй гипотезы авторы получили значимый и положительный коэффициент при показателе количества сообщений на форуме bitcointalk.com, что также означает неотвержение гипотезы. Тем не менее, авторы не обнаружили значимой связи цены криптовалюты Bitcoin с ценой на нефть и индексом Доу Джонс и отвергли третью гипотезу.

Таким образом, авторы приходят к выводу о сомнительности тезиса, что Bitcoin может быть хорошим средством сбережения (как и хорошим средством обмена), особенно в краткосрочной перспективе. Результаты продемонстрировали, что Bitcoin в значительной степени не связан с фундаментальными макроэкономическими факторами и ведёт себя скорее как спекулятивный пузырь, чем как стабильная валюта. Такая волатильность подрывает

надежность криптовалюты как средства сбережения, поскольку желаемое денежное средство должно сохранять свою стоимость в течение долгого времени.

Во многих работах, анализирующих Bitcoin как деньги, которые уже приводились в прошлом подразделе, естественным образом обсуждается выполнение им функции средства сбережения. Тот же Йермак¹⁰⁴ считает, что Bitcoin сталкивается с серьёзными трудностями в выполнении функции средства сбережения. Он подчёркивает, что высокая волатильность курса делает хранение Bitcoin крайне рискованным, так как его стоимость может значительно измениться за короткий период. Для сравнения он приводит данные о волатильности курса Bitcoin, которая в 2013 году составляла 142%, что значительно превышает аналогичные показатели для основных мировых валют и золота. Кроме того, автор отмечает отсутствие инфраструктуры для обеспечения безопасности цифровых кошельков, что подвергает владельцев Bitcoin риску краж и хакерских атак. Хотя некоторые компании предлагают страховку для защиты средств, это связано с дополнительными затратами и сложностями для пользователей. Йермак приходит к выводу, что данные характеристики делают Bitcoin неудобным и небезопасным средством сбережения, что ограничивает его применение в этой роли. Аналогичного мнения придерживается и Чамберс¹⁰⁵.

Существуют исследования, которые занимаются сравнением Bitcoin'a с золотом сквозь призму различных статистических свойств рядов цен и доходностей. Так, например, одной из первых и, пожалуй, самых цитируемых эмпирических статей по данному вопросу является работа Диберг¹⁰⁶, в которой на основе оценки GARCH-моделей на выборке с июля 2010 по май 2015 года был сделан вывод о наличии сходства статистических свойств доходностей и волатильности Bitcoin'a с золотом и долларом США. Результаты данного исследования, однако, были подвергнуты сомнению Бауром и соавторами¹⁰⁷, которые продемонстрировали невозможность репликации результатов Диберг, а также с помощью аналогичных GARCH-моделей показали, что свойства рядов доходностей и волатильности Bitcoin значительно отличаются от аналогичных свойств рядов для доходностей золота и доллара США.

В целом, принимая во внимание защитные свойства золота, многие исследователи пытались «примерить» роль защитного актива и на Bitcoin, однако в значительной своей массе результаты свидетельствуют в пользу отсутствия данного свойства или, в лучшем случае, возникновения краткосрочных периодов, когда Bitcoin может выступать в качестве хэджа

¹⁰⁴ Yermack D. Is Bitcoin a real currency? An economic appraisal

¹⁰⁵ Chambers S. A. Money has no value.

¹⁰⁶ Dyhrberg A. H. Bitcoin, gold and the dollar — A GARCH volatility analysis // Finance Research Letters. — 2016. — Т. 16. — С. 85-92.

¹⁰⁷ Baur D.G., Dimpfl T., Kuck K. Bitcoin, gold and the US dollar — A replication and extension // Finance Research Letters. — 2018. — Т. 25. — С. 103-110

отдельных активов¹⁰⁸. Тем не менее, было и мнение, что ситуация может измениться, если будет достигнута некоторая «зрелость» актива как с точки зрения транзакционных издержек на его приобретение, так и с точки зрения ликвидности рынка¹⁰⁹.

В ранее упомянутой статье Баура и Дипфла¹¹⁰, в которой исследуется роль волатильности в выполнении Bitcoin'ом функции денег, обсуждается также выполнение Bitcoin'ом функции средства сбережения. С одной стороны, полученные результаты в ходе анализа различных аспектов волатильности Bitcoin'а говорят о том, что он является довольно плохим средством сбережения. Тем не менее авторы отмечают долгосрочный тренд на удорожание Bitcoin'а, который сохраняется и спустя более чем 4 года после момента написания статьи, что, всё же, демонстрирует некоторые свойства актива для долгосрочного сбережения. В том числе это объясняется и «чистым» дефляционным дизайном ввиду чётко ограниченного предложения, которого, например, в явном виде нет у золота.

Авторы также отмечают парадоксальность того, что золото и фиатные валюты полагаются хорошими средствами сбережения ввиду их «стабильности». При этом цены данных активов изменяются достаточно активно, причём взаимосвязанно — стоимость золота растёт из-за инфляции (по факту — удешевления) в фиатных валютах.

В пользу тезиса о наличии долгосрочных свойств Bitcoin'а как средства сбережения авторы также приводят статистику доходностей вложений в криптовалюту в зависимости от момента покупки в период с мая 2013 по июнь 2020. На данной выборке получилось, что только те, кто купил Bitcoin в декабре 2017–январе 2018 года, к моменту написания статьи были в убытке, однако уже в октябре 2020 года и эти инвесторы вышли в плюс. В итоге авторы отмечают некоторый потенциал Bitcoin в качестве долгосрочного средства сбережения, альтернативного золоту.

В контексте сравнения Bitcoin'а и золота как средства сбережения и приведённой Бауром и Дипфлом статистики, видится уместным отметить, что за почти 15 лет¹¹¹ существования Bitcoin-рынка наиболее длительный период просадки, который мог бы испытывать инвестор, составлял всего 3 года и 2 месяца (с декабря 2013 по февраль 2017). В то же самое время, если бы инвестор купил золото в январе 1980 года, поддавшись панике на фоне ослабления доллара

¹⁰⁸ Более подробно данный пласт работ рассматривается в подразделе 2.3, здесь же я сошлюсь лишь на некоторые из них, например:

Klein T., Thu H. P., Walther T. Bitcoin is not the New Gold—A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance //International Review of Financial Analysis. — 2018. — Т. 59. — С. 105-116.

Shahzad S. J. H. et al. Is Bitcoin a better safe-haven investment than gold and commodities? //International Review of Financial Analysis. — 2019. — Т. 63. — С. 322-330.

¹⁰⁹ Smales L. A. Bitcoin as a safe haven: Is it even worth considering? //Finance Research Letters. — 2019. — Т. 30. — С. 385-393.

¹¹⁰ Baur D. G., Dimpfl T. The volatility of Bitcoin and its role as a medium of exchange and a store of value

¹¹¹ С марта 2010 года, когда была открыта первая торговая площадка под названием Bitcoin Market.

США и геополитической напряжённости, то он смог бы выйти в точку безубыточности (номинальную) лишь спустя 28 лет в феврале 2008 года. Другой такой пример — волатильность на мировых рынках в августе-сентябре 2011 года вследствие долгового кризиса в Еврозоне. Если бы инвестор купил золото во время него, то ему бы пришлось ждать почти 9 лет следующего глобального кризиса из-за пандемии COVID-19, чтобы в июле 2020 года выйти в номинальную безубыточность.

2.1.3 Выводы

Приведённый анализ демонстрирует сложный и многогранный характер Bitcoin'a, который сочетает в себе, как ни парадоксально, черты спекулятивного инструмента, средства платежа и средства сбережения. Основной вывод состоит в том, что Bitcoin, хотя и обладает определёнными свойствами, характерными для денег, выполняет их функции лишь частично. В качестве средства обмена его использование остаётся ограниченным ввиду высокой волатильности, инфраструктурных ограничений и узости пользовательской базы. Эти факторы препятствуют интеграции Bitcoin в повседневные финансовые операции, особенно в странах с развитой экономической инфраструктурой, где его преимущества перед фиатными валютами минимальны.

Наиболее ярко ограничения Bitcoin как средства обмена проявляются в его волатильности, которая, согласно исследованиям, в 5–10 раз превышает волатильность основных мировых валют. Это создаёт серьёзные риски для всех участников транзакций, включая покупателей и продавцов, вынуждая их либо избегать использования Bitcoin, либо немедленно конвертировать его в стабильные валюты. Несмотря на это, в некоторых контекстах, таких как чёрный рынок и страны с ограничениями в части движения капитала и обращения иностранной валюты, Bitcoin демонстрирует некоторые транзакционные выгоды по сравнению с некоторыми другими, обычно слабыми фиатными валютами, и используется как платёжное средство. Вероятно, однако, что его применение в этих случаях связано больше с отсутствием альтернатив, чем с присущими ему преимуществами.

Вместе с тем анализ показывает, что Bitcoin обладает некоторыми признаками средства сбережения. Ограниченное предложение в 21 миллион монет и отсутствие привязки к государственным финансовым системам создают предпосылки для его использования как актива, защищённого от инфляции. Однако, опять же, высокая волатильность цены, кражи и хакерские атаки, а также отсутствие институциональной защиты препятствуют его массовому использованию в этой роли. Тем не менее на долгосрочных горизонтах цена Bitcoin'a демонстрирует стабильный рост, а максимальная длительность убытков пока намного ниже, чем у золота. Это делает его привлекательным для некоторых групп инвесторов, стремящихся диверсифицировать свои портфели и защитить капитал в долгосрочной перспективе.

С учётом последних тенденций, таких как запуск Bitcoin-ETF, рост интереса со стороны институциональных инвесторов и инициативы отдельных государств (например, покупка Bitcoin Сальвадором и Бутаном, создание Bitcoin-резерва в США), становится очевидным, что Bitcoin движется в сторону становления как нового актива для сбережений. Эти события подтверждают его эволюцию от спекулятивного инструмента к более зрелому инвестиционному активу и усиливают его статус «цифрового золота».

Тем не менее, остаётся открытым вопрос о том, сможет ли Bitcoin в будущем преодолеть свои текущие институциональные ограничения и утвердиться как новый сберегательный актив. На данном этапе Bitcoin остаётся уникальным гибридом между высокорисковым инвестиционным активом и потенциальным средством сбережения, чья роль в глобальной финансовой системе еще далека от окончательного определения.

Помимо обсуждения того, насколько успешно Bitcoin выполняет функции средства платежа и сбережения, некоторые из проанализированных работ также дают некоторые выводы о возможных факторах ценообразования криптовалют. Среди фундаментальных факторов в различных исследованиях много раз упоминались в той или иной форме сетевые эффекты — чем больше пользователей криптовалюты, тем выше её ценность и, соответственно, цена. Как децентрализованная платёжная система Bitcoin также имеет некоторые транзакционные выгоды, которые могут выступать в качестве основы для фундаментальной оценки криптовалюты. Теоретические работы также подчёркивали важность роли «веры»: если по какой-то причине большинство агентов начнёт сомневаться в будущих перспективах цифровой валюты, то это может привести к самоисполняющемуся (self-fulfilling) прогнозу и обрушению цены без каких-либо принципиальных изменений фундаментальных факторов. Эту ситуацию также усугубляет присутствие на рынке большого количества спекулянтов, действия которых приводят к повышенной волатильности и, следовательно, росту вероятности потери «веры» пользователей вследствие исключительно действий спекулянтов.

2.2 Теоретическое моделирование криптовалют

Теоретические исследования, связанные с моделированием криптовалют как денег, можно в значительной степени охарактеризовать как макроэкономические. В свою очередь, работы, представленные в настоящем подразделе, — как микроэкономические и финансовые. Так как распределённые реестры являются сетями, для доступа к которым требуется криптовалюта, то в некоторых исследованиях моделируются цифровые активы как своего рода членство на онлайн платформе для обмена товаров и услуг, то есть используются методологические подходы из теории отраслевых рынков (industrial organizations) и экономики платформ (platform economics).

Естественным образом, в данных работах значительно чаще речь идёт не столько о Bitcoin'e, сколько о блокчейн-платформах с возможностью создания смарт-контрактов (типа Ethereum, Binance Smart Chain, Tron и т. п.) или о различных utility-токенах. Более того, так как выпуск токенов является своего рода механизмом финансирования проектов, то существуют исследования, посвящённые проблеме риска недобросовестного поведения (moral hazard risk) создателей платформ и того, как токенизация способствует разрешению конфликтов между платформой и пользователями.

К этой же группе исследований микроэкономических аспектов криптовалют можно также отнести исследования специфичных для криптовалют вопросов. В частности, помимо прочего, существуют работы, которые анализируют поведение валидаторов сети (майнеров) с точки зрения теории игр, а также обосновывают связь цены Bitcoin'a с затратами на его добычу (майнинг).

Работа Конга и Хе¹¹² посвящена анализу выгод и издержек технологии блокчейн и смарт-контрактов как инструмента для снижения асимметрии информации в условиях отсутствия доверия между экономическими агентами. В первой части работы авторы строят небольшую теоретическую модель, с помощью которой демонстрируют, что механизм достижения децентрализованного консенсуса относительно истинного состояния мира может быть более эффективным (ближе к истинному состоянию), чем в традиционных моделях контрактов без блокчейна. Это позволяет, в свою очередь, снижать издержки асимметрии информации при заключении контрактов, исполнение которых зависит от выполнения некоторых определённых условий (contracting on contingencies). Таким образом, авторы демонстрируют, что изменение механизма распределения информации между экономическими участниками (а именно переход от модели с посредником к децентрализованной сети) способно влиять на их поведение. Данный тезис, но уже в контексте конкуренции и теории отраслевых рынков, авторы анализируют во второй части статьи с помощью расширенной модели Грина-Портера 1984 года¹¹³. Авторы рассматривают возможность формирования молчаливого сговора фирм (tacit collusion) на олигопольном рынке для препятствия входа на рынок новых участников в условиях ненаблюдаемых друг у друга продаж и цен. Новые участники, при этом, могут быть как добросовестными агентами, так и мошенниками, которые возьмут деньги, но не поставят товар. Введение смарт-контрактов позволяет заключать контракты с окончательным расчётами за товар после факта поставки, что снижает издержки асимметрии информации для новых фирм (не требуется зарабатывать репутацию). Тем не менее открытый характер блокчейна ведёт к росту

¹¹² Cong L. W., He Z. Blockchain disruption and smart contracts //The Review of Financial Studies. — 2019. — Т. 32. — №. 5. — С. 1754-1797.

¹¹³ Green E. J., Porter R. H. Noncooperative collusion under imperfect price information //Econometrica: Journal of the Econometric Society. — 1984. — С. 87-100.

степени прозрачности информации между действиями конкурентов, а значит позволяет с более низкими издержками соблюдать молчаливый сговор, что ведёт к большему количеству возможных равновесий со сговором и соответственно со пониженным излишком потребителей.

Потенциал блокчейн-платформ и смарт-контрактов как инструментов для снижения асимметрии информации и, следовательно, неопределённости в экономике также обсуждается в работах Айоги и Адачи. В своих работах¹¹⁴ авторы в рамках теоретической модели рассматривают последствия возникновения на отдельном рынке блокчейн-платформы, которая предоставляет возможности заключения смарт-контрактов между продавцами и покупателями, при этом в рамках традиционной торговой платформы (условно, кэш-платформы) возможность заключения таких полных и эффективных контрактов отсутствует. Авторы показывают, что появление цифровой распределённой платформы приводит к сегментации и дифференциации рынка, когда все надежные продавцы с товарами высокого качества переходят на блокчейн (так как они уверены в своей способности исполнить правила смарт-контрактов) и повышают цены, в то время как остальные продавцы остаются в рамках традиционной платформы и, соответственно, продают свои товары по более низкой стоимости. Более того, если для использования блокчейн-платформы требуется уплата комиссий (например, за транзакции), то это является источником фундаментальной стоимости платформы и, соответственно, криптовалюты, используемой для уплаты комиссий. Одним из основных параметров модели является показатель инновационности (или безопасности), который позволяет заключать более сложные смарт-контракты, способные более эффективно нивелировать асимметрию информации между продавцом и покупателем касательно качества товара и надёжности поставщика. Авторы демонстрируют, что степень сегментации рынка напрямую зависит от данного параметра, так как чем он выше, тем более качественные и более дорогие товары будут представлены на блокчейн-платформе. Таким образом, в случае существования некоторого администратора, максимизирующего комиссионный доход платформы, он будет стремиться к установлению уровня инновации на более низком уровне для того, чтобы как можно больше товаров (включая и низкокачественные) было представлено на платформе. В итоге авторы приводят к выводу о нелинейности влияния уровня безопасности и инновационности блокчейн-платформы на стоимость криптовалют.

Отдельное направление исследований посвящено анализу различных аспектов ICO как инструмента для привлечения капитала и последующей роли токенов в рамках криптовалютных сервисов и блокчейн-платформ, а также факторов ценообразования таких токенов. Можно

¹¹⁴ Aoyagi J., Adachi D. Economic implications of blockchain platforms //arXiv preprint arXiv:1802.10117. — 2018.; Aoyagi J., Adachi D. Fundamental values of cryptocurrencies and blockchain technology //SSRN Electronic Journal. — 2018

сказать, что данные работы находятся на стыке экономики платформ и корпоративных финансов. В частности, работы Сокина и Йонга затрагивают проблему оптимизации затрат на эмиссию токенов для привлечения капитала (issuance costs) цифровой платформы. В работе 2023 года авторы¹¹⁵ моделируют цену криптовалюты как средства платежа на некоторой децентрализованной платформе для обмена товарами и услугами. В рамках их модели пользователи платформы формируют спрос на токены как для непосредственного использования, так и для спекуляций. Авторы показывают, что рост использования криптовалюты является положительным фактором роста её цены, однако он может быть полностью нивелирован спекулятивным спросом, приводящим к возникновению пузыря с его последующим схлопыванием. В другой своей работе¹¹⁶ авторы рассматривают преимущество токенизации как механизма привлечения капитала в проекты со слабыми фундаментальными показателями. В этом же контексте уместно упомянуть также еще несколько теоретических работ анализирующих различные аспекты проведения ICO: Каталини и Ганс¹¹⁷ исследовали возможные стратегии инициаторов ICO по достижению максимальной стоимости их токенов, а Чода и Ляндреса¹¹⁸ — разобрали основные преимущества и недостатки ICO по сравнению с венчурным инвестированием.

В работе Конга и соавторов¹¹⁹ продемонстрирована динамическая модель ценообразования криптовалют/токенов с ограниченным предложением, использующихся как средство платежа на цифровой платформе. С помощью своей модели авторы смоделировали связь цены токена с пользовательской базой платформы — рост количества пользователей приводит к кратковременному росту цены токена, однако в долгосрочной перспективе ожидаемая доходность токена снижается в случае, если в будущем роста количества пользователей не предвидится. С другой стороны, шок, приводящий к резкому снижению показателя эффективности платформы (авторы не раскрывают конкретный смысл данного понятия, предлагая трактовать его достаточно широко) снижает количество пользователей и цену токена, что приводит к росту ожидаемой доходности и возврату (со временем) количества пользователей к некоторому равновесному уровню. Данная модель, по утверждению авторов, достаточно хорошо соответствует поведению реальных токенов в момент ICO, когда цена

¹¹⁵ Sockin M., Xiong W. A model of cryptocurrencies //Management Science. — 2023 (forthcoming)

¹¹⁶ Sockin M., Xiong W. Decentralization through tokenization //The Journal of Finance. — 2023. — Т. 78. — №. 1. — С. 247-299.

¹¹⁷ Catalini C., Gans J. S. Initial coin offerings and the value of crypto tokens. — National Bureau of Economic Research, 2018. — №. w24418.

¹¹⁸ Chod J., Lyandres E. A theory of ICOs: Diversification, agency, and information asymmetry //Management Science. — 2021. — Т. 67. — №. 10. — С. 5969-5989.

¹¹⁹ Cong L.W., Li Y., Wang N. Tokenomics: Dynamic Adoption and Valuation // The Review of Financial Studies.— 2021.— Т. 34, № 3.— С. 1105–1155

взлетает на тысячи процентов с последующим глубоким падением и постепенной стабилизацией на некотором *среднем* уровне.

В другой работе этот же авторский коллектив¹²⁰ продолжает разрабатывать свою модель, в частности, моделируя ситуацию, когда уровень производительности платформы финансируется за счёт выпуска токенов, предложение которых теперь не обязательно фиксировано (предполагается возможность их обратного выкупа, сжигания и выпуска новых единиц). Таким образом, авторы выводят различные оптимальные стратегии по управлению объёмом выпускаемых токенов и демонстрируют, как это влияет на динамику пользователей, рост производительности платформы и динамику цены токена.

Алгоритм достижения консенсуса относительно состояния сети является важным аспектом функционирования распределённого реестра, так как от того, какой именно механизм применяется, зависит скорость сети, уровень масштабируемости и её устойчивость к захвату злоумышленниками.¹²¹ Сам по себе данный алгоритм необходим для того, чтобы, с одной стороны, стимулировать участников сети становится валидаторами, то есть формировать те самые блоки в блокчейне, содержащие в себе транзакции пользователей сети, которые должны быть проведены, а с другой — чтобы гарантировать, что валидаторы не смогут воспользоваться своим «*должностным*» положением и валидировать противоречащие друг другу транзакции (например, одобрить двойное расходование одной и той же единицы криптовалюты). В криптовалюте Bitcoin используется алгоритм «доказательства работы» (Proof-of-Work), основой которой является конкуренция валидаторов за право сформировать следующий блок и получить за это награду. Конкуренция заключается в своего рода «*состязании*» на скорость решения некоторой математической задачи¹²². Решение этой задачи можно получить только перебором, для осуществления которого требуются достаточно большие вычислительные мощности.¹²³ Процесс перебора также называют майнингом (mining), а валидаторов в блокчейнах с «доказательством работы» — майнерами (miners).

¹²⁰ Cong L.W., Li Y., Wang N. Token-Based Platform Finance // Journal of Financial Economics. — 2022.— Т. 144, № 3.— С. 972–991

¹²¹ Подробнее о существующих типах алгоритмов достижения консенсуса см. Шилов К.Д., Зубарев А.В. Блокчейн и распределённые реестры как виды баз данных //Иновации. — 2018.— Т. 12. — № 242.— С. 77–87. и Hussein Z., Salama M. A., El-Rahman S. A. Evolution of blockchain consensus algorithms: a review on the latest milestones of blockchain consensus algorithms //Cybersecurity. — 2023. — Т. 6. — №. 1. — С. 30.

¹²² Поиск такого аргумента хэш-функции, при котором полученное значение функции должно соответствовать определённым требованиям.

¹²³ Строго говоря, объём вычислительных мощностей, необходимый для решения задачи валидатора в Bitcoin'е напрямую зависит от того, какие вычислительные мощности для этого используются. В коде Bitcoin'a заложен механизм, корректирующий сложность задачи таким образом, чтобы новый блок добавлялся в цепочку раз в 10 минут. Иными словами, с точки зрения сети не будет никакой разницы, какие вычислительные мощности имеются у валидаторов сети — 2 ноутбука или тысячи квадратных метров серверов — требуемая сложность задачи подстроится под оба случая.

Некоторые экономисты моделируют различные аспекты майнинг с точки зрения теории игр. Так, в работе Бье и соавторов¹²⁴ рассматриваются возможные ситуации разногласий майнеров, которые могут приводить к появлению ответвлений от главной цепи. В работе Исли и соавторов¹²⁵ с помощью игры с заполнением (congestion game) между майнерами и пользователями, которые могут платить более повышенные комиссии за ускорение своих транзакций, подчёркивается важность комиссий пользователей, так как в долгосрочной перспективе награды от майнинга стремятся к нулю. Хуберман с коллегами¹²⁶ продемонстрировали с помощью похожей игры преимущество Bitcoin'a как уникальной платёжной системы, которая, будучи единственной платёжной системой, не приведёт к монопольному ценообразованию на комиссии в сети. Исследованию роли майнинговых пулов¹²⁷ в криптовалютах как инструмента для распределения риска, приводящего, однако, к росту энергозатрат, посвящена работа Конга и соавторов.¹²⁸

Помимо важной роли, которую майнинг играет для многих криптовалют и, в первую очередь, для Bitcoin'a, существует гипотеза о наличии связи между затратами на майнинг и ценой криптовалюты. Гипотеза/модель издержек на майнинг для оценки стоимости криптовалюты Bitcoin (cost of production model) была сформулирована в работах Адама Хейса¹²⁹. Суть гипотезы заключается в том, что предельные издержки майнинга (потребление электричества на работу майнингового оборудования) должны быть не выше его предельного продукта (долларового выражения среднего числа добытых единиц криптовалюты за этот день). Соответственно, данная гипотеза подразумевает оценку некоторой нижней границы цены крупнейшей криптовалюты. Тем не менее, для расчёта цены криптовалюты в соответствии с моделью среди прочих требуются такие показатели как стоимость киловатт-часов и энергоэффективность используемого майнингового оборудования. Стоимость электричества имеет географическую гетерогенность, а энергоэффективность оборудования — практически не наблюдаема. Следовательно, получаемая оценка стоимости Bitcoin'a может различаться в достаточно больших диапазонах, что значительно усложняет использование данной модели. Эти недостатки, а также в целом статистическую

¹²⁴ Biais B. et al. The blockchain folk theorem //The Review of Financial Studies. — 2019. — Т. 32. — №. 5. — С. 1662-1715.

¹²⁵ Easley D., O'Hara M. and Basu S. From mining to markets: The evolution of bitcoin transaction fees //Journal of Financial Economics. — 2019. — Т. 134. — №. 1. — С. 91-109.

¹²⁶ Huberman G., Leshno J. D., Moallemi C. Monopoly without a monopolist: An economic analysis of the bitcoin payment system //The Review of Economic Studies. — 2021. — Т. 88. — №. 6. — С. 3011-3040.

¹²⁷ Объединение вычислительных мощностей индивидуальных майнеров в группы с последующим пропорциональным разделением наград за майнинг и комиссии

¹²⁸ Cong L. W., He Z., Li J. Decentralized mining in centralized pools //The Review of Financial Studies. — 2021. — Т. 34. — №. 3. — С. 1191-1235.

¹²⁹ Hayes A. S. Cryptocurrency value formation: An empirical study leading to a cost of production model for valuing bitcoin //Telematics and informatics. — 2017. — Т. 34. — №. 7. — С. 1308-1321.; Hayes A.S. Bitcoin price and its marginal cost of production: support for a fundamental value // Applied Economic Letters.—2019.— Т. 26.—№ 7.— С. 554–560

незначимость связи цены Bitcoin'a с показателями майнинга продемонстрировали в своей работе Фантаццини и Колодин¹³⁰.

Рассмотренные работы показывают, что в технологии блокчейн и смарт-контрактах имеется ценность, которая заключается в способности снижения транзакционных издержек. Также криптовалюты могут выступать в качестве источника финансирования цифровой платформы, причём цена таких криптовалют может оказываться довольно волатильной даже при неизменных «фундаментальных» факторах (эффективности платформы). Многие работы также подчёркивают важную роль сетевых эффектов, как одного из возможных драйверов цен криптовалют, а также возможное наличие влияния некоторых метрик использования сети (количества транзакций и объёма перемещаемых единиц криптовалют). Для криптовалют, использующих механизм достижения консенсуса «доказательство работы» (в основном речь о Bitcoin'e), также показана значимость затрат на майнинг в качестве некоторой нижней оценки границы её фундаментальной стоимости.

2.3 Эмпирические подходы к анализу криптовалют

По сравнению с количеством теоретических работ, эмпирических финансовых исследований криптовалют значительно больше. В частности анализируются вопросы выявления факторов их доходностей; потенциальная роль в инвестиционном портфеле с другими активами; возможности хэджирования рисков других активов с помощью криптовалют; различные статистические свойства рядов цен и доходностей; рыночная (ценовая) эффективность; идентификация “пузырей” и т. п. В настоящем подразделе я представляю основные результаты исследований в финансовой литературе, однако более подробно остановлюсь, конечно же, на литературе, посвящённой факторам доходностей криптовалют.

В дискуссии вокруг криптовалют достаточно часто поднимается вопрос касательного того, как они соотносятся с традиционными финансовыми активами. В том числе достаточно широкая дискуссия ведётся относительно различных защитных и диверсификационных свойств данных цифровых активов по отношению к другим классам финансовых активов — акций, валюты, товаров. Взгляд на криптовалюты как на защитные активы постоянно эволюционирует и дискуссия, как видится, пока достаточно далека от завершения. Тем не менее важным видится прояснить некоторые термины, которые достаточно расхожи в данном контексте. Речь идёт о таких понятиях как актив-хэдж (hedge), актив-“*тихая гавань*” (safe-haven asset) и актив-

¹³⁰ Fantazzini D., Kolodin N. Does the Hashrate Affect the Bitcoin Price? // Journal of Risk and Financial Management.— 2020.— Т. 13. — № 11.— С. 263

диверсификатор (diversifier). Согласно Бауру и Люси¹³¹, актив является хэджом по отношению к некоторому другому активу или портфелю, если он в среднем не коррелирует или отрицательно коррелирует с ним, “*тихой гаванью*” — если отсутствие корреляции или отрицательная корреляция наблюдается в периоды сильного стресса на рынках, и диверсификатором — если в среднем наблюдается значимая положительная, но не идеальная корреляция. Следует подчеркнуть, что важной особенностью актива-“*тихой гавани*”, отличающей его от двух других видов активов, заключается в том, что данное свойство актива должно проявляться именно в периоды потрясений на рынках. Напротив, свойства хэджа и диверсификатора должно соблюдаться в среднем, однако в периоды рыночной нестабильности это может быть не всегда верно¹³².

Прежде чем переходить непосредственно к анализу литературы, касающейся различных факторов доходностей криптовалют, видится важным осветить некоторые статистические свойства рядов их цен и доходностей. В криптовалютах довольно часто (по крайней мере чаще, чем на рынках акций) возникают пузыри — периоды взрывного роста цены актива без непосредственных изменений каких-либо его фундаментальных характеристик с последующим периодом такой же экстремальной коррекции. Чиа и Фрай¹³³, например, обнаружили, что в период с июля 2010 по июль 2014 года 48,7% дней в цене Bitcoin’a наблюдались пузыри, а исходя из их теоретической модели, фундаментальная стоимость криптовалюты равняется нулю. Ченг и соавторы¹³⁴ в тот же период идентифицировали три крупных периода пузыря, длившихся от 66 до 106 дней с самым крупным — в период коллапса биржи Mt.Gox в феврале 2014 года. Корбет, Люси и Яровая¹³⁵ проанализировали динамику Bitcoin’a и Ether’a в период с появления их ценовых котировок (ноябрь 2010 для Bitcoin’a и август 2015 для Ether’a) вплоть до ноября 2017 года и обнаружили пузырь в конце 2013–начале 2014 года, а также указали на пузырь в Bitcoin’e в 2017 году. В рядах Ether’a авторы обнаружили пузырь только летом 2017 и не такой явный, как в Bitcoin’e. В целом, исследователи обнаруживали пузыри в основном в 2013 году, а также в конце 2017 — начале 2018 годах, в то время как после 2018 года — их наблюдалось значительно

¹³¹ Baur D. G., Lucey B. M. Is gold a hedge or a safe haven? An analysis of stocks, bonds and gold //Financial review. — 2010. — Т. 45. — №. 2. — С. 217-229.

¹³² В данном контексте речь идёт именно о некотором принципиально ином активе. Естественно, в большинстве случаев хэджирование актива с помощью открытия обратной позиции с помощью производных финансовых инструментов, где в качестве базового актива будет выступать сам интересующий актив, будет давать полностью нейтральную позицию. Хотя, конечно, это бывает не всегда. Можно вспомнить ситуацию, в которой оказались продавцы нефти марки WTI на NYMEX в 2020 году, когда цена апрельских фьючерсов достигла отметки в минус 40 долларов США за баррель при практически неизменной спотовой цене.

¹³³ Cheah E. T., Fry J. Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin //Economics letters. — 2015. — Т. 130. — С. 32-36.

¹³⁴ Cheung A., Roca E., Su J. J. Crypto-Currency Bubbles: An application of the Phillips-Shi-Yu (2013) methodology on Mt. Gox bitcoin prices //Applied Economics. — 2015. — Т. 47. — №. 23. — С. 2348-2358.

¹³⁵ Corbet S., Lucey B., Yarovaya L. Datestamping the Bitcoin and Ethereum bubbles //Finance Research Letters. — 2018. — Т. 26. — С. 81-88.

меньше¹³⁶. После 2020 года Маучи с соавторами¹³⁷ обнаружили растущий пузырь практически во всех криптовалютах в начале 2021 года, а также засвидетельствовали отдельный пузырь в различных токенах DeFi-протоколов и токенов, связанных с NFT, летом 2020 года.

Естественно, периодическое появление пузырей в рядах криптовалют может трактоваться инвесторами скорее как положительный аспект данного класса активов, так как даёт потенциальную возможность заработать достаточно высокую прибыль в случае, если инвестор сможет предсказать момент, когда пузырь начнёт схлопываться. В целом, аспекты “предсказуемости” цены любых активов тесно связан с информационной гипотезой эффективного рынка, сформулированной Юджином Фамой¹³⁸, в соответствие с которой в каждый момент времени цена на торгуемый актив отражает всю имеющуюся информацию, и, следовательно, является хорошей оценкой справедливой внутренней стоимости актива. Одним из следствий данной гипотезы является невозможность использования каких-либо трейдерских или инвестиционных стратегий для получения гарантированной доходности выше рыночной¹³⁹.

Достаточно обширный пласт работ посвящён анализу эффективности рынка криптовалют. Одной из первых работ в данной области является исследование Уркхарта¹⁴⁰, в котором на дневных данных в период с августа 2010 года по август 2016 года с использованием ряда статистических тестов (теста Льюнг-Бокса на наличие автокорреляции, серийного теста Уальда-Вульфовица, тестов Бартела и Ло-Маккинли) для криптовалюты Bitcoin была отвергнута гипотеза слабой эффективности рынка, в соответствие с которой текущая рыночная цена актива учитывает информацию, содержащуюся во всех прошлых ценах данного актива. Иными словами, Уркхарт продемонстрировал наличие статистических свойств в рядах Bitcoin’a, используя которые трейдер может потенциально генерировать прибыль.

Кириазис¹⁴¹ на основе метаанализа 40 статей, посвящённых проблеме определения (не)эффективности на рынке криптовалют, обнаружил, что лишь в 2-х работах гипотеза слабой формы эффективности не отвергалась для Bitcoin’a и в ещё 1-й — для Ether.

¹³⁶ Kyriazis N., Papadamou S., Corbet S. A systematic review of the bubble dynamics of cryptocurrency prices //Research in International Business and Finance. — 2020. — Т. 54. — С. 101254.

¹³⁷ Maouchi Y., Charfeddine L., El Montasser G. Understanding digital bubbles amidst the COVID-19 pandemic: Evidence from DeFi and NFTs //Finance Research Letters. — 2022. — Т. 47. — С. 102584.

¹³⁸ Fama E. F. Random walks in stock market prices //Financial analysts journal. — 1995. — Т. 51. — №. 1. — С. 75-80.; Fama E. F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work //Journal of finance. — 1970. — Т. 25. — №. 2. — С. 383-417.; Fama E. F. Efficient capital markets: II //The journal of finance. — 1991. — Т. 46. — №. 5. — С. 1575-1617.

¹³⁹ В рамках криптовалют под рыночной доходностью обычно понимают либо простую стратегию “купил-и-держи” (buy-and-hold), что особенно часто используется при анализе целесообразности различных торговых стратегий, основанных на техническом анализе, либо портфель из всех или некоторого количества крупнейших криптовалют, взвешенных по капитализации.

¹⁴⁰ Urquhart A. The inefficiency of Bitcoin // Economics Letters. — 2016. — Т. 148. — С. 80-82.

¹⁴¹ Kyriazis N.A. A Survey on Efficiency and Profitable Trading Opportunities in Cryptocurrency Markets // Journal of Risk and Financial Management. — 2019. — Т. 12. — № 2. — С. 67.

Аль-Яхьяи и соавторы в своей работе¹⁴² обнаружили признаки длинной памяти и мультифрактальности в рядах доходностей Bitcoin, Ether, Litecoin, Dash, Monero и XRP/Ripple, что противоречит слабой форме гипотезы эффективного рынка. Авторы также продемонстрировали, что степень неэффективности рынка изменяется во времени, причём в среднем наиболее эффективным оказался рынок криптовалюты Dash, а наименее эффективным — Litecoin. Что касается связи волатильности с эффективностью, то авторы показали, что рынки криптовалют наиболее эффективны при высоком уровне ликвидности и низкой волатильности. Свидетельства в пользу изменяющейся во времени степени эффективности рынков были также обнаружены в исследовании Нода¹⁴³, который отметил тенденцию рынка цифровых активов к повышению степени информационной эффективности по мере развития рынка. В целом работы, анализирующие доходности криптовалют на выборке до 2019–2020 гг., отмечают низкую эффективность рынков цифровых активов, однако с тенденцией к её повышению. Этот же тезис подтверждает и исследование Мнифа и Жарбуи¹⁴⁴, посвящённое анализу эффективности рынка Bitcoin во время пандемии COVID-19. Авторы продемонстрировали, что до начала пандемии рынок Bitcoin’a характеризовался более высокой степенью мультифрактальности по сравнению с периодом после завершения острой фазы пандемии.

Таким образом, судя по всему, по мере роста капитализации и прихода на рынок новых инвесторов, динамика цен криптовалют должна демонстрировать более “спокойный” характер, без экстремальных спекулятивных пузырей, более эффективное ценообразование, то есть связанное в большей степени с некоторыми фундаментальными факторами, нежели действиями трейдеров и спекулянтов. Именно о различных факторах динамики цен криптовалют и корреляций с другими финансовыми активами я теперь поговорю более подробно.

Одной из первых работ, посвящённых анализу факторов ценообразования криптовалют, является работа уже упоминаемого ранее Ладислава Кристофека¹⁴⁵, вышедшая в 2013 году. В ней анализируется связь цены Bitcoin’a на бирже Mt. Gox с динамикой запросов по ключевому слову «*Bitcoin*» в Google Trends и просмотров соответствующей страницы на Wikipedia на дневных и недельных данных в период с 2011 по 2013 года. Автор тестирует используемые ряды на стационарность, проверяет наличие между ними коинтеграции, оценивает модели векторной авторегрессии (VAR) и коррекции ошибок (VECM), с помощью которых демонстрирует наличие двусторонней связи между анализируемыми метриками — рост или падение цены криптовалюты

¹⁴² Al-Yahyaee K. H. et al. Why cryptocurrency markets are inefficient: The impact of liquidity and volatility // The North American Journal of Economics and Finance. — 2020. — Т. 52. — С. 101-168.

¹⁴³ Noda A. On the evolution of cryptocurrency market efficiency // Applied Economics Letters. — 2021. — Т. 28. — №. 6. — С. 433-439.

¹⁴⁴ Mnif E., Jarboui A. COVID-19, bitcoin market efficiency, herd behavior // Review of Behavioral Finance. — 2021. — Т. 13. — №. 1. — С. 69-84.

¹⁴⁵ Kristoufek L. Bitcoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era // Scientific reports. — 2013. — Т. 3. — №. 1. — С. 3415.

Bitcoin сопровождалось всплеском запросов в Google Trends и ростом просмотров на Wikipedia. Этот результат автор также демонстрирует в другой своей работе¹⁴⁶, но уже с помощью вейвлет-анализа (wavelet coherence analysis), на выборке с сентября 2011 по апрель 2014 года. Помимо этого, в данном исследовании Кристофек также продемонстрировал, что цена Bitcoin'a в долгосрочной перспективе связана с факторами его использования (объёмом транзакций на блокчейне, предложением в обращении и т. п.).

В работе Ванга и Верня¹⁴⁷ выдвигается гипотеза, что динамика цен криптовалют может быть связана с их инновационным потенциалом. Авторы вводят меру инновационности как фактор доходности криптовалют и показывают её высокую объясняющую способность. В частности, на выборке с сентября 2014 по август 2015 года они исследуют доходности 5 крупнейших на тот момент по капитализации криптовалют — Bitcoin, Litecoin, Peercoin, Ripple и Stellar. В качестве зависимой переменной авторы используют недельные арифметические доходности выбранных криптовалют, рассчитанные как $(p_t - p_{t-1})/p_{t-1}$. В качестве независимых переменных авторы используют ряд показателей, отражающих внимание к теме криптовалюты. Показатель общественного интереса (public interest) взят авторами с портала Coingecko.com. Данная переменная рассчитывается как средневзвешенное количества простых запросов в поисковике Bing о данной криптовалюте (например, "Litecoin") и рейтинга официального сайта данной криптовалюты (например, <http://litecoin.com>) в той же поисковой системе¹⁴⁸. Авторы также вручную составили меру негативного восприятия конкретной криптовалюты (negative publicity) посредством подсчёта количества негативных новостей (за каждую неделю, касающихся каждой криптовалюты из глобальной новостной базы Factiva).

В качестве прокси для показателя инновационного потенциала криптовалют авторы используют девять индикаторов технологического развития, взятых также с портала Coingecko.com и включающих в том числе количество уникальных разработчиков, внёсших свой вклад в код той или иной криптовалюты, количество предложений об усовершенствовании кода, количество обнаруженных и исправленных ошибок в коде и т. п. Авторы используют показатель, агрегирующий все девять индикаторов в один, который также был доступен на портале Coingecko. Несмотря на то, что авторы статьи этого не упоминают, но вероятно, что эти данные Coingecko брал из Github-репозиторий соответствующих криптовалют.

В качестве контрольных переменных авторы используют показатели прироста объёма каждой криптовалюты в обращении $(Supply_t - Supply_{t-1})/Supply_{t-1}$ и показатель

¹⁴⁶ Kristoufek L. What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis //PloS one. — 2015. — Т. 10. — №. 4. — С. e0123923.

¹⁴⁷ Wang S., Vergne J. P. Buzz factor or innovation potential: What explains cryptocurrencies' returns? //PloS one. — 2017. — Т. 12. — №. 1. — С. e0169556.

¹⁴⁸ Данного показателя, однако, к сегодняшнему дню в открытом доступе на портале Coingecko больше не содержится.

ликвидности, в качестве которого используется показатель объёма торгов на криптовалютных биржах каждой криптовалюты. В качестве альтернативой меры ликвидности авторы также используют меру ликвидности Амихуда¹⁴⁹.

Для проверки своей гипотезы авторы оценивают панельную регрессию со случайными и фиксированными эффектами с помощью метода наименьших квадратов. Отдельно отметим, что все независимые переменные авторы брали с одним лагом, а значит оцениваемая модель пригодна для прогнозирования. В результате оценки разных спецификаций авторы обнаружили значимый коэффициент при агрегированном показателе технологического развития. Так, авторы обнаружили, что рост данного показателя на 1 стандартное отклонение сопровождается ростом цены криптовалют в течение следующей недели на 9%. Также авторы обнаружили отрицательную связь между общественным вниманием и доходностями криптовалют. Так, рост показателя public interest на 1 стандартное отклонение приводил к падению цен криптовалют через неделю на 10%.

Ли и Ванг¹⁵⁰ проанализировали связь Bitcoin'a с большим количеством различных показателей на выборке дневных данных с 1 января 2011 по 31 декабря 2014 года. Авторы разделили выборку на две части (01.01.2011 — 31.12.2013 и 01.07.2013–31.12.2014), чтобы исключить период высокой волатильности цены, связанной со взломом крупнейшей в то время криптовалютной биржи Mt.Gox. В качестве возможных факторов, влияющих на цену Bitcoin'a, авторы приводят технологические показатели (сложность майнинга, количество транзакций в сети Bitcoin, текущий объём предложения в обращении), метрики публичного интереса (поисковые запросы в Google, активность в Twitter'е), макроэкономические показатели экономики США (объём денежного предложения долларов США, ВВП, инфляция, процентная ставка), а также торговые объёмы Bitcoin'ом на криптовалютных биржах и волатильность (30-дневная скользящая дисперсия цены). Анализ влияния перечисленных факторов на обменный курс Bitcoin'a к доллару США осуществляется в работе с помощью модели авторегрессии и распределённого лага (ARDL-модель), которая позволяет оценить отдельно кратко- и долгосрочную взаимосвязь факторов с ценой Bitcoin'a. По результатам оценивания достаточно громоздких моделей — практически все факторы помещаются в модель одновременно с 6-ю лагами первых разностей при 1 тыс. наблюдений в первом периоде и 550 во втором — авторы продемонстрировали связь Bitcoin'a с объёмом предложения криптовалюты в обращении, торговым объёмом и волатильностью в первом периоде и с денежным предложением США, процентной ставкой и количеством транзакций в сети Bitcoin во втором.

¹⁴⁹ Amihud Y. Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects //Journal of financial markets. — 2002. — Т. 5. — №. 1. — С. 31-56.

¹⁵⁰ Li X., Wang C. A. The technology and economic determinants of cryptocurrency exchange rates: The case of Bitcoin //Decision support systems. — 2017. — Т. 95. — С. 49-60.

Исследованию взаимосвязи различных криптовалют между друг другом и с традиционными финансовыми активами посвящена работа Чиана и коллег¹⁵¹. На выборке с 2013 по 2016 год авторы проверяют две гипотезы. В соответствии с первой — цены альткоинов зависят от цены Bitcoin'a, в соответствии со второй — криптовалюты, наиболее близкие с точки зрения технических свойств и механизмов ценообразования к Bitcoin'у, связаны с ним сильнее, чем другие. В качестве альткоинов в работе рассматриваются ряды цен криптовалют Ether, Ripple, Litecoin, Monero, Dash, Nem, а также Dogecoin, Peercoin, Namecoin, Novacoin, NxT, Counterparty, Mintcoin, Qora, SuperNET и Bitshares¹⁵², а в качестве основного эконометрического инструмента используются ARDL-модели. По итогу авторы выяснили, что все рассматриваемые криптовалюты связаны друг с другом сильнее в краткосрочной перспективе, чем в долгосрочной. В краткосрочной перспективе шоки цены Bitcoin'a отражаются практически на всех рассматриваемых альткоинах (кроме Dash), однако в долгосрочной перспективе влияние сохраняется лишь на Ripple, NovaCoin и Bitshares. Это говорит в пользу не отвержения первой гипотезы на краткосрочном горизонте. Что касается второй гипотезы, то авторы не смогли обнаружить более сильную реакцию технически схожих с Bitcoin'ом альткоинов на динамику своего “*прародителя*”, что говорит в пользу отвержения этой гипотезы. Авторы также обнаружили значимое влияние цен на золото, обменных курсов евро и юаня к доллару США и доходностей десятилетних государственных облигаций США на динамику цен Bitcoin'a и большинства альткоинов. Тем не менее, данное влияние оказывалось разным для разных криптовалют. Так, например, в соответствии с результатами авторов получалось, что укрепление юаня относительно доллара США сопровождается ростом цены Bitcoin'a и падением Ether'a, Ripple и SuperNET.

В работе Лью и Цивинского¹⁵³, препринт которой был опубликован еще в 2018 году, исследуются факторы доходности и риска крупнейших по капитализации криптовалют Bitcoin, Ethereum и Ripple на дневных, недельных и месячных данных в период с появления каждой криптовалюты и по конец мая 2018 года. Авторы используют значительный массив различных возможных факторов, которые могут оказывать влияние на доходности выбранных криптовалют, среди которых фондовые индексы, факторы риска из модели Фамы-Френч (компоненты 3-6 факторных моделей, расширивших стандартную CAPM-модель), обменные курсы валют, цены на различные драгоценные товары и энергоносители, макроэкономические факторы (потребление, инфляция, рост индустриального производства и т.п.), факторы, отражающие

¹⁵¹ Ciaian P. et al. Virtual relationships: Short-and long-run evidence from BitCoin and altcoin markets //Journal of International Financial Markets, Institutions and Money. — 2018. — Т. 52. — С. 173-195.

¹⁵² Peercoin, Namecoin, Novacoin, NxT сегодня не находятся даже в первой тысяче по размеру капитализации, а Mintcoin, Qora, SuperNET уже прекратили своё существование.

¹⁵³ Liu Y., Tsyvinski A. Risks and returns of cryptocurrency //The Review of Financial Studies. — 2021. — Т. 34. — №. 6. — С. 2689-2727.

интерес широкой публики к криптовалютам (google trends, количество упоминаний криптовалют в социальной сети Twitter и посещаемость соответствующих страниц в Wikipedia), метрики, отражающие активность использования криптовалют (общее количество кошельков сети, количество активных кошельков, транзакций, платежей¹⁵⁴), трендовую составляющую цены (с помощью показателей моментума, т.е. прошлых значений доходности), а также цены на электроэнергию в США и Китае и динамика акций компаний, производящих видеокарты. Оценив множество линейных моделей, авторы приходят к выводу о том, что криптовалюты демонстрируют низкий уровень корреляции с чем бы то ни было и с традиционными финансовыми активами в частности. Иными словами, практически все из использованных факторов оказались незначимыми в объяснении текущих и будущих доходностей криптовалют Bitcoin, Ether и Ripple. Лишь две группы оказались значимыми для моделей, предсказывающих доходность криптовалют — моментум и факторы, отражающие интерес инвесторов, выраженные через относительную частоту поисковых запросов в Google и Wikipedia. Тем не менее, связь между показателями интереса инвесторов и ценой криптовалют, возможно, носит эндогенный характер. Так, на наличие двусторонней связи между запросами в Google и доходностями Bitcoin указывают результаты работы Дастгир и соавторов¹⁵⁵, полученных с помощью основанного на копулах теста причинности по Грейнджеру на выборке в период с 1 января 2013 по 31 декабря 2017 года.

Отсутствие значимой корреляции доходностей крупных по капитализации криптовалют с традиционными финансовыми активами также было продемонстрировано в работе Корбета и коллег¹⁵⁶. В этом исследовании авторы проверяют наличие связи доходностей криптовалют Bitcoin, Litecoin и Ripple с доходностями индекса S&P 500, индекса мирового фондового рынка MSCI GSCI Total Returns Index, курса доллара относительно корзины других валют, цены на золото, индекса волатильности американского рынка VIX. Используя методологии обобщенной дисперсионной декомпозиции (generalized variance decomposition methodology) Дибольда-Йилмаза¹⁵⁷ на дневных данных с 2013 по июль 2017 года, авторы демонстрируют отсутствие перетока волатильности между рынком криптовалют и традиционными финансовыми активами. Тем не менее, авторы указывают на высокую взаимосвязь криптовалют друг с другом и на отсутствие инструментов, способных захеджировать данный риск.

¹⁵⁴ Одна транзакция в блокчейне может содержать несколько платежей, то есть передача пользователем А 4 BTC пользователю В и 2 BTC пользователю С может быть одной транзакцией, но двумя платежами.

¹⁵⁵ Dastgir S., Demir E., Downing G., Gozgor G., Lau C.K.M. The causal relationship between Bitcoin attention and Bitcoin returns: Evidence from the Copula-based Granger causality test // Finance Research Letters. — 2019. — № 28. — С. 160-164.

¹⁵⁶ Corbet S. et al. Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets // Economics Letters. — 2018. — Т. 165. — С. 28-34.

¹⁵⁷ Diebold F. X., Yilmaz K. Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers // International Journal of forecasting. — 2012. — Т. 28. — № 1. — С. 57-66.

В работе Кьярланда и соавторов¹⁵⁸ анализируются краткосрочные и долгосрочные эффекты на цену Bitcoin'a набора различных факторов, отражающих технические аспекты Bitcoin-блокчейна (хэш-рейт и количество “добытых” единиц криптовалюты), публичный интерес (Google-тренды) и динамику традиционных финансовых активов (S&P 500, золото, нефть и VIX). Авторы оценили ARDL и GARCH-модели на недельных данных в период января 2013 года по февраль 2018, причём разбив выборку на 2 подпериода — до начала 2017 года и после. В результате была обнаружена некоторая статистически значимая корреляция цены Bitcoin'a с индексом S&P500 в период до 2017 года (но только в ARDL-модели) и устойчивое положительное влияние динамики запросов в Google на цену криптовалюты.

В работе Аалборга и др.¹⁵⁹ с помощью HAR-RV и панельных регрессий анализируются потенциальные факторы цены, волатильности и торговых объёмов Bitcoin'a в период марта 2012 по март 2017 года. Авторы не обнаружили корреляции между доходностями криптовалют и традиционными финансовыми активами и некоторыми макроэкономическими факторами, а среди всех возможных используемых объясняющих переменных лишь показатели роста количества адресов и объёма транзакций в сети Bitcoin продемонстрировали некоторую статистическую значимость (при практически нулевых показателях коэффициента детерминации). Тем не менее, авторы обнаружили связь между волатильностью и объемом биржевых торгов криптовалют. Данная связь была также задокументирована в исследовании Бьянчи¹⁶⁰, где автор с помощью панельных регрессий (рассматривались доходности 20 популярных на тот момент криптовалют) на выборке с декабря 2013 по март 2019 года показал, что волатильность криптовалют коррелирует с объемом торговли, который, в свою очередь, может быть предсказан прошлыми доходностями. Автор также отметил практически полное отсутствие корреляции криптовалют с традиционными активами (государственными и частными облигациями разных стран, биржевыми фондами недвижимости, товарами и драгоценными металлами).

Обсуждению того, чем же является Bitcoin — активом-хэджем, активом-“тихой гаванью” или же активом-диверсификатором посвящена работа Бури и соавторов¹⁶¹. С помощью модели динамической условной корреляции (DCC-GARCH) авторы проанализировали связь доходностей Bitcoin'a с доходностями различных традиционных финансовых активов (фондовые индексы США, Европы, Японии, Китая, цены на нефть и золото, а также индексы облигаций и

¹⁵⁸ Kjørland F. et al. An analysis of bitcoin's price dynamics //Journal of Risk and Financial Management. — 2018. — Т. 11. — №. 4. — С. 63.

¹⁵⁹ Aalborg H.A., Molnár P., de Vries J.E. What can explain the price, volatility and trading volume of Bitcoin? // Finance Research Letters. — 2019. — Т. 29. — С. 255-265.

¹⁶⁰ Bianchi D. Cryptocurrencies as an asset class? An empirical assessment // The Journal of Alternative Investments. — 2020. — Т. 23 — № 2. — С. 162-179.

¹⁶¹ Bouri E. et al. On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier? //Finance Research Letters. — 2017. — Т. 20. — С. 192-198.

товаров) на дневных и недельных данных в период с июля 2011 по декабрь 2015 года. Авторы заключили, что в основном Bitcoin является активом-диверсификатором, в то время как его защитные свойства проявляются лишь в некоторые короткие периоды.

Чу и др.¹⁶² рассмотрели 12 различных спецификаций GARCH-моделей не только для Bitcoin'a, но и для других 6 крупных на тот момент по капитализации криптовалют (Dash, Dogecoin, Litecoin, Monero, XRP/Ripple и Maidsafecoin¹⁶³). Лучшими с точки зрения информационных критериев спецификациями для большинства криптовалют оказались интегрированный GARCH (IGARCH) и асимметричный GARCH (GJR-GARCH), что в том числе говорит о наличии асимметричной реакции волатильности на шоки доходностей.

Отличия между Bitcoin и золотом с точки зрения роли в инвестиционном портфеле были освещены также в работе Клейна и др.¹⁶⁴, в которой авторы с помощью моделей асимметричной степенной GARCH (APGARCH), частично интегрированной APGARCH (FI APGARCH), а также многомерной модели BEKK-GARCH показали, что Bitcoin не может служить инструментом хеджирования, в отличие от золота, так как добавление Bitcoin'a (или портфеля из крупнейших криптовалют, выраженного через индекс CRIX) приводит к более сильным падениям стоимости портфеля во время спада на рынках. Шахзад и соавторы¹⁶⁵ также продемонстрировали, что Bitcoin не имеет свойств "*тихой гавани*" для акций развитых и развивающихся (за исключением Китая) рынков.

С другой стороны, Уркхарт и Чжан¹⁶⁶ с помощью моделей асимметричной динамической условной корреляции (ADCC-GARCH) показали, что Bitcoin может быть инструментом краткосрочного внутридневного хеджирования во время повышенной волатильности на некоторых валютных рынках (канадский доллар, евро и британский фунт). В работе Шахзада и соавторов¹⁶⁷ анализируется обратная ситуация: могут ли традиционные валюты выступать в качестве хеджа для крупнейших криптовалют (Bitcoin, Ether, XRP/Ripple, Litecoin). Авторы показали, что на выборке с 07.08.2015 по 31.07.2019 г. наилучшим хеджем для криптовалют являлась японская йена.

¹⁶² Chu J., Chan S., Nadarajah S., Osterrieder J. GARCH modelling of cryptocurrencies // Journal of Risk and Financial Management. — 2017. — Т. 10. — № 4.

¹⁶³ Ныне занимает 6761 строку по размеру капитализации по данным coinmarketcap.com.

¹⁶⁴ Klein T., Pham Thu H., Walther T. Bitcoin is not the New Gold — A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance // International Review of Financial Analysis. — 2018. — Т. 59. — С. 105-116. — DOI: 10.1016/j.irfa.2018.07.010.

¹⁶⁵ Shahzad S.J.H., Bouri E., Roubaud D., Kristoufek L., Lucey B. Is Bitcoin a better safe-haven investment than gold and commodities? // International Review of Financial Analysis. — 2019. — Т. 63. — С. 322-330.

¹⁶⁶ Urquhart A., Zhang H. Is Bitcoin a hedge or safe haven for currencies? An intraday analysis // International Review of Financial Analysis. — 2019. — Т. 63. — С. 49-57.

¹⁶⁷ Shahzad S.J.H., Balli F., Naeem M.A., Hasan M., Arif M. Do conventional currencies hedge cryptocurrencies? // The Quarterly Review of Economics and Finance. — 2021. — Т. 85. — С. 223-228.

Преимущества Bitcoin'a с точки зрения диверсификации портфеля из акций также обсуждались в работе Гусеми и соавторов¹⁶⁸. В ней авторы на дневной выборке с декабря 2012 по май 2018 с помощью различных спецификаций моделей векторной авторегрессии и скользящего среднего с учётом динамической условной корреляции и условной гетероскедастичности (VARMA-DCC-GARCH) исследовали каналы перетоки волатильности (риска) между доходностями Bitcoin'a и различных финансовых активов (индексы MSCI развивающихся рынков и всего мира, обменных курсов евро и юаня к доллару США, золота, нефти и индекса волатильности американского рынка VIX). На основе наилучшей с точки зрения критериев качества модели были предсказаны ряды условной волатильности и ковариации, чтобы на их основе вычислить оптимальный (с точки зрения минимизации риска) вес Bitcoin'a в портфеле из этой криптовалюты и одного из рассматриваемых активов. В результате авторы показали, что оптимальная доля Bitcoin'a при инвестировании в индекс MSCI Global Market Index составляет около 3,33%, при инвестировании в золото — почти 6%, а при инвестировании в VIX — 67%.¹⁶⁹

Аналогичные результаты были продемонстрированы в работе Бури, Люси и Рубо¹⁷⁰, которые на дневных данных в период с августа 2015 по июль 2018 года проанализировали возможности диверсификации портфелей акций различных рынков (индексы MSCI для США, Европы, Японии и стран Азиатско-Тихоокеанского региона без учёта Японии) с помощью не только Bitcoin'a, но и других криптовалют — Ether, Ripple, Litecoin и Stellar. С помощью DCC-GARCH авторы оценили возможности криптовалют выступать в роли активов для диверсификации, хеджирования или в качестве активов-“тихой гавани”. Результаты продемонстрировали, что Bitcoin, Ether и Ripple могут выступать в качестве хеджа для рынков Японии и АТР, в то время как для США в таком качестве может выступать лишь Bitcoin. При этом все рассмотренные криптовалюты могут использовать для диверсификации портфеля европейских акций. Авторы также оценили скорректированные на риск доходности портфелей, состоящих из пар криптовалюта-индекс и обнаружили, что коэффициенты Шарпа демонстрируют более высокие значения при включении в портфель некоторого процента цифровых активов. Особо высокий прирост значения коэффициента Шарпа (почти в 2 с половиной раза) наблюдается для портфеля 70% на 30% для рынка акций Японии (индекс MSCI

¹⁶⁸ Guesmi K. et al. Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from bitcoin //International Review of Financial Analysis. — 2019. — Т. 63. — С. 431-437.

¹⁶⁹ Стоит отметить, что долгосрочное инвестирование в VIX (с помощью соответствующих фьючерсов или через ETF, которые этими фьючерсами владеют) является крайне сомнительным занятием ввиду постоянного распада стоимости данных активов. Это обусловлено тем, что VIX отражает в первую очередь вменённую волатильность S&P500 (рассчитываемую на основе соответствующих опционов), оценка которой рынком всегда снижается при приближении к дате экспирации.

¹⁷⁰ Bouri E., Lucey B., Roubaud D. Cryptocurrencies and the downside risk in equity investments //Finance Research Letters. — 2020. — Т. 33. — С. 101211.

Japan) и Ether. В целом, на анализируемой выборке наиболее выгодным оказывалось включение криптовалют именно в портфель к японским акциям и акциям АТР. В пользу этого также свидетельствуют и значительно более сниженные дисперсии доходностей таких портфелей после включения в них цифровых активов.

Пэнфей с коллегами¹⁷¹, в свою очередь, пришли к выводу, что криптовалюты в своей массе не могут выступать в роли хэджа мировых рынков, но могут использоваться в качестве активов-“тихой гавани”, хотя их эффективность в данном ключе меняется во времени и более выражена по отношению к развивающимся рынкам. Авторы пришли к таким выводам на основе построения совокупного портфеля из 973 различных криптовалют (взвешенного как по капитализации, так и с равными долями) и анализа его связи с 30 различными фондовыми индексами США, стран Южной Америки, Европы и Азии с помощью модели динамической условной корреляции (DCC-GARCH) на выборке с апреля 2013 года по ноябрь 2018.

Отдельно следует отметить, что помимо различной комбинации криптовалют с традиционными финансовыми активами в литературе также обсуждался вопрос возможности и выгод от диверсификации внутри самого рынка криптовалют. В работе Лью¹⁷² на выборке с августа 2015 по апрель 2018 года оцениваются доходности и различные метрики риска для портфелей из 10 крупнейших криптовалют (Bitcoin, Ether, Ripple, Litecoin, Stellar, Monero, Dash, Tether, NEM и Verge), построенных по различным правилам (минимальная дисперсия, равные доли, по Марковицу и т.п.). Автор показал, что на рынке криптовалют можно получить выгоду от диверсификации, а также что наилучшим портфелем с точки зрения коэффициента Шарпа является портфель с равными долями. Выгода такой “наивной” диверсификации на рынке криптовалют также отмечена в работе Платанакиса и коллег¹⁷³. Шеллингер¹⁷⁴ сравнил портфели, состоящие только из 10 крупнейших криптовалют, с портфелями, состоящими только из 10 крупнейших токенов¹⁷⁵, и пришёл к выводу, что соотношение риск-доходность портфелей из токенов значительно хуже. Отмечу, однако, что такой результат был получен, вероятно, ввиду не самой удачной выборки — из 10 токенов 1 является стейблкоином USDT (Tether) и 2 к текущему моменту уже перестали существовать (MaidSafeCoin и OmiseGO), в то время как все 10 криптовалют до сих пор находятся в первой сотне по размеру капитализации.

¹⁷¹ Wang P. et al. Is cryptocurrency a hedge or a safe haven for international indices? A comprehensive and dynamic perspective //Finance Research Letters. — 2019. — Т. 31. — С. 1-18.

¹⁷² Liu W. Portfolio diversification across cryptocurrencies //Finance Research Letters. — 2019. — Т. 29. — С. 200-205.

¹⁷³ Platanakis E., Sutcliffe C., Urquhart A. Optimal vs naïve diversification in cryptocurrencies //Economics Letters. — 2018. — Т. 171. — С. 93-96.

¹⁷⁴ Schellinger B. Optimization of special cryptocurrency portfolios //The Journal of Risk Finance. — 2020. — Т. 21. — №. 2. — С. 127-157.

¹⁷⁵ Имеются в виду 10 криптовалют, имеющих собственный блокчейн, и 10 токенов, созданных с помощью смарт-контрактов.

В целом, к 2020 году в научной литературе сложился некоторой консенсус касательно отсутствия корреляции криптовалют с классическим финансовым рынком, а включение некоторой доли криптовалют в инвестиционные портфели стало считаться привлекательной идеей. Период высокой волатильности на мировых финансовых рынках вследствие приостановки экономической активности по всему миру в результате мер, направленных на борьбу с пандемией COVID-19 в 2020 году, стал хорошей эмпирической проверкой всех полученных ранее выводов касательно защитных свойств криптовалют.

Так, уже в 2020 году вышел ряд работ, зафиксировавших отсутствие каких-либо защитных свойств криптовалют во время падения рынков в марте 2020 года. Конлон и МакГи¹⁷⁶ рассчитали значение четырёх моментного показателя стоимости под риском (four-moment value at risk) для портфеля из индекса S&P500 и Bitcoin'a, и показали, что включение даже небольшой доли Bitcoin'a значительным образом повышает риск снижения доходности портфеля (downside risk). Юсаф и Али¹⁷⁷, на основе анализа каналов перетока доходностей и волатильности между S&P500 и Bitcoin'ом, Litecoin'ом и Ether'ом, с помощью многомерной векторной авторегрессионной асимметричной GARCH-модели (VAR-BEKK-AGARCH), засвидетельствовали появление статистически значимого эффекта перетока в доходностях (рост условной корреляции) от фондового рынка к криптовалютам в ковидный период, хотя на доковидной выборке (с 2015 года) данный эффект был незначим. Что касается каналов перетока волатильности, то значимым оказался лишь переток от S&P500 к Litecoin'у. Авторы также подсчитали оптимальные веса в парных портфелях, состоящих из S&P500 и одной из криптовалют, и получили результат, несколько противоречащий выводам Конлон и МакГи, а именно, что в период пандемии оптимальным являлось наоборот увеличение доли криптовалют, например, с 4% до 10% для портфеля S&P500-Bitcoin.

Гудел и Гут¹⁷⁸ с помощью вейвлет-анализа и нейронных сетей проанализировали корреляцию между доходностями четырёх криптовалют — Bitcoin, Litecoin, Ether и USDT (Tether) — и семи фондовых индексов — FTSE 100 (рынок Великобритании), EURO STOXX 50 (Европа), S&P 500 (США), CAC 40 (Франция), DAX (Германия), IBEX 35 (Испания), SWISS (Швейцария), — и индекса волатильности VIX в период с февраля 2019 по февраль 2021 года. Авторы проверяют три гипотезы: COVID-19 повлиял на изменение взаимосвязи между рынком криптовалют и мировым рынком акций; это влияние было разным для разных криптовалют; Tether отличается от других криптовалют тем, что является активом-“тихой гаванью” во время

¹⁷⁶ Conlon T., McGee R. Safe haven or risky hazard? Bitcoin during the Covid-19 bear market // Finance Research Letters. — 2020. — Т. 35. — С. 101607.

¹⁷⁷ Yousaf I., Ali S. Linkages between stock and cryptocurrency markets during the COVID-19 outbreak: An intraday analysis // The Singapore Economic Review. — 2021. — DOI: 10.1142/S0217590821470019.

¹⁷⁸ Goodell J. W., Goutte S. Diversifying equity with cryptocurrencies during COVID-19 // International Review of Financial Analysis. — 2021. — Т. 76. — С. 101781.

спада на рынках. Вполне ожидаемо, что по результатам эмпирического анализа авторы не отвергают свои выдвинутые гипотезы. Исследователи так же отмечают, что Bitcoin, Ether и Litecoin довольно слабо проявляли себя в роли активов-диверсификаторов на всей рассматриваемой выборке — как до начала пандемии, так и во время неё. По мнению авторов только USDT может выступать в данной роли или даже быть активом-“*тихой гаванью*”.

Более активно своё внимание на стейблкоины в академической среде стали обращать как раз во время пандемии COVID-19, что было вызвано как ростом капитализации стейблкоинов, так и ростом их значимости для данного рынка. Несколько работ, среди которых, например, исследования Баура и Хоана¹⁷⁹ и Ванга и соавторов¹⁸⁰, также подчеркнули свойство стейблкоинов как активов-“*тихой гавани*” внутри рынка криптовалют.

Неоднократно в литературе также поднимался вопрос о связи между объёмом выпускаемых стейблкоинов и динамикой рынка криптовалют. Вэй¹⁸¹ на выборке с декабря 2016 по март 2018 с помощью теста Грейнджера продемонстрировал, что такой связи нет. Однако уже в 2020 году Гриффин и Шамс¹⁸² практически на той же выборке, но уже с помощью событийного анализа (event study), показали что рост предложения USDT приводит к значимому росту курса Bitcoin’a в краткосрочной перспективе. Это засвидетельствовали также и Бьянчи с соавторами¹⁸³ на выборке с июня 2017 по апрель 2021, а также продемонстрировали, что торговая стратегия, основанная на этом наблюдении, способна генерировать положительную доходность выше рыночной при том же уровне риска. Гробус и Дук Уин¹⁸⁴ также показали, что положительные отклонения от цены в 1\$ стейблкоина USDT в среднем сопровождалось падением Bitcoin’a на следующий день в период с ноября 2018 по июнь 2021 года.

Нуйен с коллегами¹⁸⁵ с помощью различных спецификаций GARCH-моделей проанализировали связь стейблкоинов с процентными ставками в США и Китае и выяснили, что в периоды высоких ставок снижается волатильность данного класса криптовалют (они меньше отклоняются от \$1), причём влияние монетарной политики США более выражено.

Помимо анализа связи криптовалют с некоторыми конкретными переменными в литературе активно исследуются также и совокупные факторы рыночного риска,

¹⁷⁹ Baur D. G., Hoang L. T. A crypto safe haven against Bitcoin //Finance Research Letters. — 2021. — Т. 38. — С. 101431.

¹⁸⁰ Wang G. J., Ma X., Wu H. Are stablecoins truly diversifiers, hedges, or safe havens against traditional cryptocurrencies as their name suggests? //Research in International Business and Finance. — 2020. — Т. 54. — С. 101225.

¹⁸¹ Wei W. C. The impact of Tether grants on Bitcoin //Economics Letters. — 2018. — Т. 171. — С. 19-22.

¹⁸² Griffin J. M., Shams A. Is Bitcoin really untethered? //The Journal of Finance. — 2020. — Т. 75. — №. 4. — С. 1913-1964.

¹⁸³ Bianchi D., Rossini L., Iacopini M. Stablecoins and cryptocurrency returns: What is the role of Tether? //Available at SSRN 3605451. — 2020.

¹⁸⁴ Grobys K., Huynh T. L. D. When Tether says “JUMP!” Bitcoin asks “How low?” //Finance Research Letters. — 2022. — Т. 47. — С. 102644.

¹⁸⁵ Nguyen T. V. H. et al. Stablecoins versus traditional cryptocurrencies in response to interbank rates //Finance Research Letters. — 2022. — Т. 47. — С. 102744.

представляемые в виде некоторых инвестиционных портфелей, построенных по той или иной логике. Иными словами, речь идёт о применении моделей ценообразования капитальных активов Шарпа-Линтнера (САРМ-модель), а также её расширений и модификаций, например трёхфакторной модели Фамы-Френча¹⁸⁶, для анализа рынка криптовалют.

В работе Лью и соавторов¹⁸⁷ показано, что доходности различных криптовалютных портфелей можно объяснить факторами, аналогичными факторам Фамы-Френча, но сконструированными для криптовалютного рынка, а именно — доходностью всего рынка криптовалют (рыночная бета для рынка криптовалют), рыночной капитализацией (аналог фактора размера) и фактором импульса (если актив растёт/падает в течение некоторого времени, то предполагается, что соответствующее движение продолжится и далее). Для построения портфелей и совокупных факторов авторы использовали 1827 различных криптовалют и токенов, оборот которых фиксировал портал `coinmarketcap` в период с начала 2014 по июль 2020 года и чья рыночная капитализация превышала \$1 млн. (вероятно, в каждый момент времени, хотя это явно не упомянуто).

Шен, Уркхарт и Ванг¹⁸⁸ построили трёхфакторную модель ценообразования, в которой в качестве третьего фактора, наравне с доходностью рынка и фактора размера, используется фактор возврата к среднему (reversal factor), рассчитываемый как портфель, в рамках которого покупаются сильно упавшие и продаются сильно выросшие самые большие и малые по размеру капитализации криптовалюты. На выборке с апреля 2013 по март 2018 на недельных данных и использованием 1786 различных криптовалюты, авторы показали, что их трёхфакторная модель в среднем в 2 раза лучше (в терминах среднего коэффициента детерминации) объясняет доходности различных портфелей, чем простая криптовалютная САРМ.¹⁸⁹

Существуют также работы, которые предпринимают попытку идентификации специфичных для криптовалют обобщённых факторов риска. В исследовании Шанаева и соавторов¹⁹⁰ конструируется совокупный фактор, отражающий использование того или механизма консенсуса — «доказательство работы», «доказательство владения», различные гибридные механизмы и т. п. Для выборки с января 2017 по март 2019 года авторы собрали 302 криптовалют, из которых около половины используют либо Proof-of-Work, либо Proof-of-Stake,

¹⁸⁶ Fama E. F., French K. R. The capital asset pricing model: Theory and evidence // *Journal of economic perspectives*. — 2004. — Т. 18. — №. 3. — С. 25-46.

¹⁸⁷ Liu Y., Tsyvinski A., Wu X. Common risk factors in cryptocurrency // *The Journal of Finance*. — 2022. — Т. 77. — №. 2. — С. 1133-1177.

¹⁸⁸ Shen D., Urquhart A., Wang P. A three-factor pricing model for cryptocurrencies // *Finance Research Letters*. — 2020. — Т. 34. — С. 101248.

¹⁸⁹ То есть модель, где в качестве единственной объясняющей переменной используется доходность рынка криптовалют.

¹⁹⁰ Shanaev S. et al. Proof-of-What? Detecting original consensus algorithms in cryptocurrencies with a four-factor model // *SSRN*. — №. 3395008. — 2019.

еще 20 — гибридные механизмы, а остальные либо уникальные, либо являются токенами и не имеют собственного механизма консенсуса. В итоге авторы составляют фактор SMW (Stake-minus-Work), отражающий доходность портфеля, в рамках которого покупаются криптовалюты со стейкинг и продаются криптовалюты с майнингом. В качестве контрольных факторов в работе используются рыночный фактор, фактор размера, а также фактор “старости” криптовалют (портфель, который покупает новые и продаёт старые криптовалюты). В итоге SMW-фактор оказался значимым, а посредством анализа подверженности разных криптовалют влиянию данного фактора оказалось, что в среднем криптовалюты с «доказательством владения» воспринимаются рынком как более рискованные.

Работа Конга и соавторов¹⁹¹ посвящена построению факторного портфеля, отражающего активность использования той или иной криптовалюты. В дополнение к факторам, отражающим доходность рынка криптовалют, размер капитализации и моментум, авторы добавили факторный портфель, в рамках которого покупаются криптовалюты, продемонстрировавшие рост количества кошельков с ненулевым балансом, и продаются криптовалюты, продемонстрировавшие падение соответствующего показателя. Несмотря на то, что исходная выборка авторов составляла 8378 различных криптовалют, ввиду недоступности информации о количестве кошельков, данный сетевой фактор (network factor) оказалось возможно составить лишь для 616 криптовалют в период с января 2014 по январь 2021 года. Помимо сетевого фактора, авторы также используют так называемый фактор недооценки (value factor), который по сути отражает фактор возврата к среднему, так как в рамках него покупаются криптовалюты, значительно упавшие за последние 52 недели, и продаются значительно выросшие. В работе предпринимается попытка построить и другие value-факторы, которые были бы аналогичны по смыслу различным рыночным мультипликаторам (типа P/E), однако средние доходности long-short портфелей на основе отношения количества транзакций или пользователей к рыночной капитализации оказывались статистически незначимыми. В итоге авторы показывают, что их 5-факторная модель оценки криптовалют оказывается наилучшей по сравнению с более усечёнными версиями.

Авторы также применяют свою модель к оценке портфелей из категориальных портфелей криптовалют. Они выделяют 4 достаточно обобщённые категории криптовалют, а именно — общие платёжные средства (general payment), платформенные токены (platform token), продуктовые токены (product token) и токенизированные ценные бумаги (security token). Естественно, данные категории не являются исключительными, то есть отдельные криптовалюты могут принадлежать сразу к нескольким категориям. Используя различные комбинации

¹⁹¹ Cong L.W., Karolyi G.A., Tang K., Zhao W. Value Premium, Network Adoption, and Factor Pricing of Crypto Assets // SSRN. - №. 3985631.- 2022

факторов, авторы показывают, что их 5-факторная модель также хорошо работает и для анализа таких категориальных портфелей.

В работе Добрынской и Дубровского¹⁹² на периоде с января 2014 по ноябрь 2020 анализируется подверженность практически 2000 различных криптовалют обобщённым факторам риска фондового рынка, рынка криптовалют, а также показатели неопределённости рынка криптовалют, построенных на основе анализа публикаций в различных СМИ, с помощью методологии Фамы-МакБет¹⁹³. Авторы выяснили, что риск снижения американского рынка (downside market risk), криптовалютный фактор размера и факторы неопределённости значимо коррелируют с доходностями криптовалют. Иными словами, данные факторы риска находят своё отражение в ценах криптовалют. Интересно также отметить, что вопреки прочим работам, авторы засвидетельствовали, что рынок криптовалют в большей степени подвержен риску со стороны рынка акций, чем от самого рынка криптовалют.

Как можно было заметить, значительная часть работ посвящена преимущественно анализу криптовалюты Bitcoin. В первой главе настоящей работы было продемонстрировано, что существует достаточно большое количество различных категорий криптовалют, отличных не только по своим техническим характеристикам, но и по своему функциональному назначению. Тем не менее вплоть до настоящего момента исследователи в основном анализируют альткоины, как будто они отличаются от Bitcoin'a только названием, применяя к ним те же самые методы и добавляя те же факторы в качестве возможных регрессоров для объяснения доходностей, игнорируя их функциональное назначение и позиционирование.

Второй по капитализации криптовалютой является Ether блокчейна Ethereum, которая, как обсуждалось в первой главе, является первым представителем класса расчётных единиц на блокчейн-платформах. В то же время исследований, посвящённых детальному анализу блокчейна Ethereum и выявлению факторов доходности непосредственно криптовалюты Ether в научной литературе в настоящий момент крайне мало. Так, обзор различных характеристик Ethereum приведён в работе Уркхарта¹⁹⁴. Анджела и Сан¹⁹⁵ с помощью ARDL-модели обнаружили, что на динамику цены Ether'a влияет динамика валютной пары евро-доллар США и цены Bitcoin'a, Litecoin'a и Monero. В ряде работ была продемонстрирована важность использования информации из блокчейна Ethereum для прогнозирования цены Ether'a с

¹⁹² Dobrynskaya V., Dubrovskiy M. Cryptocurrencies meet equities: Risk factors and asset-pricing relationships //Fintech, Pandemic, and the Financial System: Challenges and Opportunities. — Emerald Publishing Limited, 2023. — Т. 22. — С. 95-111.

¹⁹³ Fama E. F., MacBeth J. D. Risk, return, and equilibrium: Empirical tests //Journal of political economy. — 1973. — Т. 81. — №. 3. — С. 607–636.

¹⁹⁴ Urquhart A. Under the hood of the Ethereum blockchain // Finance Research Letters. — 2021. — С. 102628.

¹⁹⁵ Angela O., Sun Y. Factors affecting cryptocurrency prices: Evidence from Ethereum //2020 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech). — IEEE, 2020. — С. 318-323.

помощью методов машинного обучения¹⁹⁶. В работе Александер и соавторов¹⁹⁷ проводится анализ механизма установления надлежащей спотовой цены Ether (price discovery mechanism), а также исследуется микроструктура рынка данной криптовалюты.

С другой стороны, рост популярности невзаимозаменяемых токенов (NFT) и сектора децентрализованных финансов (DeFi) привлек некоторое внимание со стороны исследователей. Концептуальное описание сектора DeFi дали в своей работе Макаров и Шоар¹⁹⁸, а Сю и Сю¹⁹⁹ описали основные бизнес-модели DeFi-протоколов. Метелетски и Собьерая²⁰⁰ проанализировали, насколько изменение различных метрик использования DeFi-протоколов способны предсказать изменения в оценке токенов этих протоколов. На основе оценки панельных регрессий для токенов 30 различных протоколов на достаточно короткой выборке с 11 января по 8 июля 2022 года авторы показали, что из 6 различных метрик только общий оборот (gross merchandise value) демонстрирует причинность по Грейнджеру для будущей оценки стоимости токенов DeFi-протоколов.

Борри, Лью и Цивинский²⁰¹ построили ценовой индекс NFT-рынка на основе данных из блокчейнов на основе торговых сделок в проектах Cryptokitties, Gods Unchained, Decentraland, OpenSea и Atomic. Авторы проанализировали корреляцию данного индекса с другими обобщёнными факторами риска рынка криптовалют (рыночная бета, размер и т. п.) и фондового рынка и выяснили, что несмотря на присутствие значимой связи NFT-рынка с рынком криптовалют, значительная часть вариации рынка невзаимозаменяемых токенов остаётся необъяснённой.

Доулинг²⁰² проанализировал в период с марта 2019 по март 2021 года каналы перетоки волатильности (с помощью методов Дибольда-Йалмаза и вейвлет-анализа) усреднённых цен

¹⁹⁶ Kim H.-M., Bock G.-W., Lee G. Predicting Ethereum prices with machine learning based on Blockchain information // *Expert Systems with Applications*. — 2021. — Т. 184. — С. 115480.;

Narang H. K., Shrirame V. K., Kurrey B. Price Prediction of Ethereum Using Blockchain Historical and Exchange Data by Supervised Machine Learning Algorithms // *2023 4th International Conference on Industrial Engineering and Artificial Intelligence (IEAI)*. — IEEE, 2023. — С. 8-15.;

Sharma P., Pramila R. M. Price Prediction of Ethereum Using Time Series and Deep Learning Techniques // *Proceedings of Emerging Trends and Technologies on Intelligent Systems: ETTIS 2022*. — Singapore : Springer Nature Singapore, 2022. — С. 401-413.

¹⁹⁷ Alexander C., Choi J., Massie H.R.A., Sohn S. Price discovery and microstructure in ether spot and derivative markets // *International Review of Financial Analysis*. — 2020. — Т. 71. — С. 101506.

¹⁹⁸ Makarov I., Schoar A. Cryptocurrencies and decentralized finance (DeFi). — National Bureau of Economic Research, 2022. — №. w30006.

¹⁹⁹ Xu T. A., Xu J. A short survey on business models of decentralized finance (DeFi) protocols // *International Conference on Financial Cryptography and Data Security*. — Cham : Springer International Publishing, 2022. — С. 197-206.

²⁰⁰ Metelski D., Sobieraj J. Decentralized Finance (DeFi) Projects: A Study of Key Performance Indicators in Terms of DeFi Protocols' Valuations // *International Journal of Financial Studies*. — Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022. — Т. 10, № 4. — С. 108

²⁰¹ Borri N., Liu Y., Tsyvinski A. The economics of non-fungible tokens // *SSRN*. — 2022. — №. 4052045.

²⁰² Dowling M. Is non-fungible token pricing driven by cryptocurrencies? // *Finance Research Letters*. — 2022. — Т. 44. — С. 102097.

NFT-токенов таких проектов как Decentraland, CryptoPunks и Axie Infinity с конвенциональными криптовалютами — Bitcoin и Ether — и заключил, что между ними не наблюдается значительного эффекта перетока волатильности.

Юсаф и соавторы²⁰³ с помощью модели векторной авторегрессии с динамически изменяемыми во времени параметрами (TVP-VAR) анализируют связь между доходностями некоторых токенов, которые можно отнести к DeFi-сфере (LINK, MKR, BAT и SNX), с обменными курсами традиционных валют (китайский юань, японская йена, евро и британский фунт) в период с марта 2018 по октябрь 2021 года. Авторы показали, что DeFi-токены в целом слабо связаны с валютными рынками. Тем не менее, в 2020 году во время общего спада на всех рынках данная связь была значительно выше, а для токена LINK проекта Chainlink данная связь после марта 2020 года стала сравнительно сильнее, чем в 2018–2019 годах.

В работе Юсафа и Яровой²⁰⁴ с помощью той же TVP-VAR методологии анализируется уже связь не только 4-ех указанных DeFi-токенов (а также еще одного — BNT проекта Bancor), но и 5 проектов, связанных с секторов NFT (THETA, XTZ, ENJ, MANA, DGB), с динамикой цены Bitcoin, нефти WTI, золота и рынка акций S&P 500 в период с мая 2018 по июль 2021. В исследовании было показано, что DeFi- и NFT-токены в целом слабо связаны с традиционными финансовыми активами и Bitcoin'ом, что говорит о возможности использования данных криптовалют для диверсификации, хотя в соответствии с результатами оказалось, что доходности и волатильность данного класса криптовалют подвержены влиянию шоков цены на нефть.

Исследование Карима и соавторов²⁰⁵, в котором авторы с помощью анализа перетока волатильности в различных квантилях с помощью метода Дибольда-Йалмаза на выборке в период с марта 2018 по октябрь 2021, выявило связь между рынками традиционных криптовалют (Bitcoin, Ether, BNB, Cardano и USDT) и DeFi-токенов (LINK, MKR, BAT, SNX, BNT), однако NFT-токены (THETA, XTZ, ENJ, MANA, DGB) оказались несколько изолированными, что свидетельствует в пользу наличия у NFT-токенов потенциала для диверсификации.

Вывод о некоторой обособленности DeFi-токенов (LINK, MKR, LRC, SNX и REN) от других криптовалют (Bitcoin, Ether, XRP, Litecoin, Bitcoin Cash, BNB) делается также и в работе Корбета и соавторов²⁰⁶. К данным выводам авторы приходят на основе анализа результатов,

²⁰³ Yousaf I., Nekhili R., Gubareva M. Linkages between DeFi assets and conventional currencies: Evidence from the COVID-19 pandemic // *International Review of Financial Analysis*. — 2022. — Т. 81. — С. 102082.

²⁰⁴ Yousaf I., Yarovaya L. Static and dynamic connectedness between NFTs, Defi and other assets: Portfolio implication // *Global Finance Journal*. — 2022. — Т. 53. — С. 100719.

²⁰⁵ Karim S., Lucey B.M., Naeem M.A., Uddin G.S. Examining the interrelatedness of NFTs, DeFi tokens and cryptocurrencies // *Finance Research Letters*. — 2022. — Т. 41. — С. 102696.

²⁰⁶ Corbet S. et al. Are DeFi tokens a separate asset class from conventional cryptocurrencies? // *Annals of Operations Research*. — 2023. — Т. 322. — №. 2. — С. 609–630.

полученных с помощью широкого набора инструментов — теста на наличие пузырей, DCC-GARCH моделей и анализа перетока волатильности по методу Дибольда-Йалмаза — на выборке с марта 2018 по ноябрь 2020 года. В частности, в работе демонстрируется, что пузыри в ценах DeFi-токенов не связаны с пузырями в ценах других криптовалют.

В другой работе, Корберт и соавторы²⁰⁷ анализируют взаимосвязь 5 DeFi-токенов (LINK, MKR, BNC, BAT и SNX) с Bitcoin'ом, Ether'ом, а также с динамикой запросов в Google по ключевому слову «cryptocurrency». С помощью теста причинности Макей-Гласса и векторной авторегрессии с марковскими переключениями на выборке с января 2019 по май 2021 года исследователи демонстрируют, что связь между DeFi-токенами и крупнейшими криптовалютами наблюдается лишь в периоды спада, в то время как публичный интерес (Google тренды) связан двусторонней связью с DeFi-токенами.

Связь между доходностями DeFi-токенов (LINK, AAVE, MKR, KNC и ZRX) и их торговыми объёмами анализируется в работе Чу и соавторов²⁰⁸ с помощью моделей линейной регрессии и квантильных регрессий на выборке с декабря 2017 по октябрь 2020 года. Авторы показали, что рост торговых объёмов может сопровождаться как повышением цен на токены, так и падением. Тем не менее в отличие от традиционных финансовых активов, в DeFi-токенах наблюдается некоторая асимметричность связи между доходностями и объёмами в экстремальных квантилях.

На страницах отечественных экономических и финансовых журналов по теме криптовалют также вышел ряд исследований. Д. Фантаццини с соавторами²⁰⁹ опубликовали на русском языке две обзорные статьи, посвящённые вопросу моделирования криптовалюты Bitcoin. Достаточно обширный обзор эмпирических работ представлен также в работе М. И. Столбова²¹⁰.

Эмпирическому анализу долгосрочных факторов доходности и выживаемости токенов после ICO посвящена работа А. Симонова и В. Зямалова²¹¹, которые, однако, продемонстрировали, что основным фактором высокой доходности ICO являются общие настроения на рынке криптовалют.

²⁰⁷ Corbet S., Goodell J. W., Günay S. What drives DeFi prices? Investigating the effects of investor attention // Finance Research Letters. — 2022. — Т. 48. — С. 102883.

²⁰⁸ Chu J., Chan S., Zhang Y. An analysis of the return–volume relationship in decentralised finance (DeFi) // International Review of Economics & Finance. — 2023. — Т. 85. — С. 236-254.

²⁰⁹ Фантаццини Д. и др. Все, что вы хотели знать о моделировании биткойна, но боялись спросить. Часть 1 // Прикладная эконометрика. — 2016. — №. 4 (44). — С. 5-24.

Фантаццини Д. и др. Все, что вы хотели знать о моделировании биткойна, но боялись спросить. Часть 2 // Прикладная эконометрика. — 2017. — №. 1 (45). — С. 5-28.

²¹⁰ Столбов М.И. К десятилетию рынка криптовалют: текущее состояние и перспективы // Вопросы экономики. — 2019. — № 5. — С. 136–148

²¹¹ Симонов А. Ю., Зямалов В. Е. Факторы доходности и выживаемости первичных предложений монет в долгосрочной перспективе // Экономический журнал Высшей школы экономики. — 2019. — Т. 23. — №. 4. — С. 585-604.

В работе Г. О. Крылова, А. Ю. Лисицына и Л. И. Полякова²¹² продемонстрировано, что ведущие криптовалюты отличаются волатильностью существенно более высокой, чем курсы фиатных валют, что указывает на преждевременность определения криптовалют как средств платежа.

Исследованию асимметричной реакции рынка криптовалют на новости посвящена работа М. Малкиной и В. Овчинникова²¹³, в которой авторы с помощью моделей GARCH с марковскими переключениями и моделей гетерогенной автокорреляционной реализованной волатильности (HAR-RV) показали, что наличие и размер эффекта асимметрии зависит от фазы (растущей, падающей) и уровня волатильности (высокой, низкой) рынка криптовалют. Асимметричное влияние позитивных и негативных новостей на доходность Bitcoin'a в том числе было продемонстрировано в работе Е. А. Федоровой, К. З. Бечвая и О. Ю. Рогова²¹⁴, причем авторы показали, что влияние негативных новостей сильнее.

В. А. Маневич, А. А. Пересецкий и П. В. Погорелова²¹⁵ исследовали взаимосвязь Bitcoin'a и S&P500 с помощью оценки общей стохастической компоненты реализованной волатильности и продемонстрировали связь между дисперсиями двух активов в динамике. В частности, авторы отметили, что с 2019 года наблюдается более синхронизированное поведение волатильности двух рядов, что указывает на рост связи между ними, а также не отвергли гипотезу о наличии перетоков волатильности между двумя рассматриваемыми активами.

Сравнению моделей прогноза волатильности криптовалют и фондового рынка посвящена работа А. Д. Аганина и коллег²¹⁶, в которой авторы сравнивают эффективность использования GARCH и HAR-модели для прогноза реализованной волатильности Bitcoin'a и фьючерса на S&P500 и показывают, что волатильность криптовалюты с помощью HAR-модели получается предсказывать лучше, чем фондового индекса.

Выводы из главы 2

Одним из наиболее интересных теоретических вопросов, связанных с криптовалютами в контексте экономики и финансов, является вопрос о том, насколько криптовалюты являются

²¹² Крылов Г. О., Лисицын А. Ю., Поляков Л. И. Сравнительный анализ волатильности криптовалют и фиатных денег // *Финансы: теория и практика*. — 2018. — Т. 22. — №. 2. — С. 66-89. — DOI: 10.26794/2587-5671-2018-22-2-66-89.

²¹³ Малкина М., Овчинников В. Рынок криптовалют: сверхреакция на новости и стадные инстинкты // *Экономическая политика*. — 2020. — Т. 15. — № 3. — С. 74-105.

²¹⁴ Бечвая К. З., Федорова Е. А., Рогов О. Ю. Влияние тональности новостей на курс биткоина // *Финансы: теория и практика*. — 2018. — Т. 22. — №. 4. — С. 104-113.

²¹⁵ Маневич В. А., Пересецкий А. А., Погорелова П. В. Волатильность фондового рынка и волатильность криптовалют // *Прикладная эконометрика*. — 2022. — Т. 65. — С. 65-76.

²¹⁶ Аганин А. Д. и др. Сравнение моделей прогноза волатильности криптовалют и фондового рынка // *Экономический журнал Высшей школы экономики*. — 2023. — Т. 27. — №. 1. — С. 49-77.

деньгами (выполняют функции денег). Основной фокус таких исследований естественным образом сосредоточен на Bitcoin'e — самой знаменитой и высоко капитализированной криптовалюте. Вывод, который можно сделать, исходя из проведённого анализа, заключается в том, что Bitcoin в некоторой степени выполняет две функции денег — средства платежа и средства сбережения. Как средство платежа Bitcoin имеет некоторые транзакционные выгоды, которые, однако, могут различаться как географически между странами, так и между различными сферами экономики. Как средство сбережения Bitcoin в последнее время усилил свои позиции в роли «цифрового золота» благодаря результатам прошлых исследований, которые демонстрировали достаточно низкую корреляцию криптовалюты с фондовым рынком и перспективы выступления в роли долгосрочного хэджа против инфляции. Более того, именно в такой роли Bitcoin представляют нынешние эмитенты ETF, что, вероятно, также усиливает восприятие данного актива в качестве долгосрочного средства сбережения.

Можно сказать, что Bitcoin занимает сегодня промежуточное место между фиатными деньгами и золотом. В качестве средства обмена он заметно уступает фиатным валютам (хотя и не всем и не всегда), но гораздо удобнее золота (с точки зрения его передачи и хранения). Для долгосрочного хранения Bitcoin выглядит более надёжным, чем фиат (за счёт алгоритмически ограниченного предложения), но в этом аспекте пока не дотягивает до золота, обладающего многовековой репутацией.

Что касается теоретических моделей, предпринимающих попытку смоделировать динамику цены криптовалют в зависимости от различных фундаментальных факторов, то практически все работы так или иначе указывают на важную роль сетевых эффектов в росте стоимости цифровых валют. В качестве показателей, отражающих эти сетевые эффекты, часто используют количество пользователей и объём транзакций в сети. Помимо этого, некоторую роль в оценке криптовалют могут играть ожидания, особенно в контексте токенов, построенных вокруг какого-то сервиса. Тем не менее, эти ожидания могут касаться не столько будущих перспектив развития того или иного проекта, сколько будущих спекулятивных возможностей, что приводит к периодическому появлению пузырей в ценах отдельных токенов. В целом, ожидания и действия спекулянтов, которых достаточно много присутствует на рынке криптовалют, могут приводить, как показывают отдельные работы, к значительному завышению стоимости цифровых активов относительно их *фундаментального* уровня. В свою очередь, сам фундаментальный уровень, помимо ожиданий будущего роста пользователей, может быть обусловлен наличием транзакционных выгод, минимальных затрат на майнинг или технической привлекательности цифровой платформы (в разных работах в качестве аспектов привлекательности указывались эффективность, продуктивность и/или безопасность).

Некоторые эмпирические работы также показывают релевантность факторов, отражающих активность использования той или иной криптовалюты, для объяснения их доходностей. В целом, эмпирические работы демонстрируют значительный упор на моделировании криптовалюты как класса финансовых активов и проверки соответствующих свойств и гипотез, в том числе наличия рыночной эффективности, возможности диверсификации между различными категориями криптовалют, взаимосвязи с традиционным финансовым рынком, возможности использования криптовалют как safe-heaven активов (аналог золота или как краткосрочный хедж против волатильности на отдельных рынках). Помимо того, что проверка отдельных гипотез в разных исследованиях демонстрируют противоречивые результаты на схожих выборках, позиционирование криптовалют в пространстве финансовых активов также эволюционирует с изменением взглядов инвесторов на них, что приводит к изменению некоторых из их свойств.

Что касается выборки криптовалют в исследованиях, то значительная часть работ концентрируется преимущественно на анализе Bitcoin'а, в то время как остальные криптовалюты рассматриваются не так подробно, а их особенности и специфичные свойства часто не принимаются во внимание. Так, например, лишь незначительное количество работ посвящено криптовалюте Ether, хотя она является второй по размеру капитализации и достаточно давно присутствует на рынке. В относительно недавних исследованиях стал проявляться интерес к управляющим токенами различных DeFi- и NFT-проектов и тому, какое место они могут занимать в инвестиционном портфеле из крупнейших криптовалют, однако таких работ не так много.

Вопрос выявления общих факторов риска для криптовалют, аналогичных факторам Фамы-Френч, также представляется достаточно насущной задачей. На текущий момент исследования демонстрируют существование некоторых таких факторов, например импульса и взвешенной по капитализации доходности широкого портфеля криптовалют (или риск-премия криптовалютного рынка). Тем не менее, в академической литературе практически не затрагивалась тема анализа факторов риска отдельных категорий криптовалют, или, точнее сказать, портфелей из криптовалют, относящихся к одной категории/классу. Как было показано в первой главе, пространство криптовалют огромно, однако анализу сразу целых групп криптовалют сходных по своим функциям или характеристикам работ посвящено достаточно мало исследований.

На основе рассмотренной эволюции и структуры рынка криптовалют, которые были рассмотрены в первой главе настоящей работы, а также на основе проведённого анализа теоретических и эмпирических работ, посвящённых криптовалютам, можно выдвинуть ряд гипотез. Сначала я сформулирую гипотезы содержательно, то есть основываясь на

экономическом смысле и ожидаемых результатах. Однако для формального эмпирического анализа эти содержательные гипотезы будут переформулированы в статистические, где в качестве нулевой гипотезы будет приниматься отсутствие какой-либо связи, равенство коэффициентов нулю и т. п.

Первая содержательная гипотеза посвящена связи доходностей криптовалют с их *внутренними* или даже *фундаментальными* факторам. Иными словами, различные показатели, которые можно извлечь из блокчейна криптовалют и которые характеризуют то, насколько активно используется та или иная криптовалюта, должны быть связаны с ценой криптовалют, так как чем выше спрос на использование данного вида активов, тем выше, при прочих равных, его цена. Интересным представляется проверить данную гипотезу не только для Bitcoin'а как самой популярной и высоко капитализированной криптовалюты, но и, например, для Ether'а блокчейна Ethereum, который отличается от Bitcoin'а возможностью создания смарт-контрактов и которому не уделяется достаточного внимания в исследованиях. Формально же в эмпирических моделях будет проверяться нулевая гипотеза об отсутствии такой связи (равенство нулю соответствующих коэффициентов).

Ряд гипотез посвящен связи динамики отдельных криптовалют с динамикой всего криптовалютного рынка. Так, например, вторую содержательную гипотезу можно представить как утверждение, что доходности отдельных криптовалют связаны с доходностью всего рынка, то есть что наблюдается статистически значимая корреляция между доходностями криптовалют и доходностью криптовалютного рынка. Опять же, формально статистически будет проверяться нулевая гипотеза об отсутствии связи, то есть незначимости (равенстве нулю) коэффициента при факторе доходности криптовалютного рынка.

Третья содержательная гипотеза: доходности разных групп криптовалют по-разному связаны с доходностью всего крипторынка. Иными словами, если в рамках второй гипотезы я проверяю наличие значимой корреляции и объясняющей способности доходности рынка в объяснении вариации доходностей отдельных криптовалют, то в рамках третьей я в большей степени концентрируюсь на том, насколько одинаково группы криптовалют коррелируют с рынком. Есть ли внутри и так, пожалуй, одного из самых рискованных рынков в мире области с еще более высоким или низким уровнем риска? Формально нулевая гипотеза будет сформулирована как равенство коэффициентов при показателе доходности криптовалютного рынка в моделях доходности разных групп криптовалют.

С различными факторами риска связана четвертая гипотеза, посвящённая проверке тезиса о наличии на рынке криптовалют различных риск-премий, аналогичных факторам из традиционных финансовых моделей, описывающих доходности акций. Речь идёт о обобщённых факторах риска из моделей Фамы-Френч таких как премия за рыночный риск (в качестве меры

которой используется доходность всего рынка), премия за размер капитализации актива и моментум («инерционность» динамики цен актива), а также о том, насколько значимыми они являются в объяснении доходностей отдельных категорий криптовалют. Значимая корреляция данных факторов риска с доходностями помогает лучше понять структуру криптовалютного рынка, а также может свидетельствовать в пользу тезиса о схожести структуры рынка криптовалют с рынком акций. С точки зрения статистики, соответственно, будет проверяться гипотеза о незначимости коэффициентов при факторах риска в моделях доходности различных категорий криптовалют.

В рамках пятой гипотезы проверяется тезис о наличии связи доходностей криптовалют с традиционным финансовым рынком. Несмотря на то, что большое количество работ отмечают достаточно слабую связь криптовалют с традиционными рынками, в последнее время в СМИ и риторике крупных инвестиционных компаний (Blackrock, JP Morgan Chase & Co, Fidelity Investments и т. д.), стали прослеживаться тенденции к росту интереса к рынку криптовалют, что также стало выражаться в постепенном росте его сонаправленности с фондовым рынком и постепенно фиксироваться в последних исследованиях. Отдельный интерес представляет собой попытка понять, связана ли динамика фондового рынка со всем рынком криптовалют, с отдельными её категориями или вообще лишь только с Bitcoin'ом как самой крупной по капитализации и популярной криптовалютой. При непосредственном эконометрическом моделировании будет проверяться обратная гипотеза — о значимости коэффициентов при доходностях индексов традиционных рынков в моделях доходности криптовалют.

Наконец, в рамках шестой и последней гипотезы я проверяю тезис, что факторы доходности криптовалют меняются во времени. В первой главе было продемонстрировано насколько сильно рынок криптовалют изменился по сравнению даже с 2017 годом в технологическом смысле, в смысле позиционирования отдельных проектов и в терминах капитализации, но и, что немаловажно, в глазах инвесторов и традиционного рынка. Таким образом, представляется логичным предположить, что все эти изменения не могли не повлиять на факторы доходностей криптовалют. Более того, с учётом произошедших изменений можно ожидать, что одни и те же модели будут давать совершенно различные результаты на различных периодах, а на оценки коэффициентов моделей, в которых используются все доступные наблюдения, могут приводить к неправильным выводам. В формальном статистическом плане в рамках этой гипотезы будет проверяться нулевая гипотеза о равенстве коэффициентов на разных подвыборках. Также я буду обращать внимание на изменение объясняющей способности моделей на подвыборках.

Выдвинутые гипотезы я намерен проверить с помощью анализа различных криптовалют. Сначала я проанализирую факторы доходностей Bitcoin'а как самой популярной и высоко

капитализированной криптовалютой. Затем я проанализирую факторы доходности второй по размеру капитализации криптовалюты Ether блокчейна Ethereum, которая принципиальным образом отличается от Bitcoin'a тем, что у неё есть конкретное функциональное назначение — она требуется для работы смарт-контрактов и децентрализованных приложений. Также важно отметить, что анализу доходностей Ether уделено достаточно мало внимания в литературе, хотя сеть Ethereum является, по сути, базой для много миллиардных секторов DeFi и NFT.

Наконец, я сконструирую портфели криптовалют, относящиеся к той или иной категории, и с помощью аналога модели Фамы-Френч проанализирую, насколько доходности таких категориальных портфелей могут быть объяснены привычными для рынка акций риск-факторами. Данный анализ поможет лучше понять фактическую структуру рынка криптовалют и позволит пролить свет на возможность категориальной диверсификации при инвестировании в криптовалюты (аналог секторальной диверсификации при инвестировании в акции компаний различных секторов экономики). Более того, именно на таком обобщённом уровне достаточно любопытно рассмотреть, как рынок криптовалют связан с классическим фондовым рынком.

Глава 3. Эмпирическое исследование факторов доходностей криптовалют

Прежде чем переходить непосредственно к эконометрическому анализу стоит обсудить такой важный аспект исследований криптовалют как данные. Существует достаточно большое количество порталов, посвящённых криптовалютам, предоставляющие ряды цен любых криптовалют с самого их появления, причём многие из таких порталов предоставляют такие данные бесплатно. Криптовалютные централизованные биржи также предлагают своим пользователям доступы к рядам цен через собственные бесплатные API (application programming interface), причём вплоть до посекундной периодичности. Сайты-агрегаторы, такие как Coinmarketcap, Coingecko и Cryptocompare, формируют свои конечные цены криптовалют посредством взвешивания по объёму торгов цен между несколькими криптовалютными биржами с высоким рейтингом доверия. Однако сами биржи (или другие инвесторы) ввиду отсутствия полноценного регуляторного надзора за их деятельностью иногда практикуют искусственное завышение торговых объёмов, так называемый вош-трейдинг (wash trading), когда происходит одновременная покупка и продажа большого объёма актива практически по одной и той же цене. Данная деятельность может быть выгодна для биржи, так как позволяют привлечь большее количество пользователей на свою платформу посредством демонстрации высоких торговых объёмов как признака наличия высокого уровня ликвидности и, следовательно, доверия и надёжности. Более того, вош-трейдинг может использоваться и с целью осуществления рыночной манипуляции, когда высокие торговые объёмы могут вводить трейдеров в заблуждение относительно текущего движения рынка. Естественно, данная практика находится под запретом на многих рынках, в частности в США вош-трейдинг попал под запрет еще в 1936 году.

Мало того, что искусственные объёмы могут исказить цену на одной конкретной криптовалютной бирже, так и с ростом этих объёмов растёт доля этой цены при расчёте агрегированной цены между биржами на порталах-агрегаторах, что приводит к искажению цен и на них. Стоит также отметить, что порталы-агрегаторы ориентируются в том числе и на объёмы бирж при оценке их надёжности. Более того, по мнению некоторых специалистов из индустрии²¹⁷, бизнес-модель порталов-агрегаторов в значительной степени строится на партнёрствах с криптовалютными биржами, откуда следует наличие конфликта интересов.

Аналізу вош-трейдинга также посвящено отдельное направление финансовых исследований. Чаще всего манипулирование торговыми объёмами пытаются обнаружить и

²¹⁷ <https://medium.com/s/the-crypto-collection/a-glimpse-into-the-dark-underbelly-of-cryptocurrency-markets-d1690b761caf>

оценить с помощью различных статистических методов. В работе Чена, Лин и Ву²¹⁸ авторы, анализируя *искусственность* торговых объёмов пары Ether/USDT на 5 крупных криптовалютных бирж — Huobi, Binance, MXC, Gate.io и Kucoin — с помощью сопоставления информации о сделках с бирж и на блокчейне Ethereum в период с 14 августа по 14 сентября 2020 года, выявили, что наиболее подозрительные торговые объёмы наблюдаются на бирже Huobi, в то время как на Binance объёмы наиболее правдоподобны. С помощью сопоставления данных веб-трафика сайтов 12 криптовалютных бирж, активности на принадлежащих им кошельках в блокчейне и декларируемого торговых объёмов в период с 23 июля по 10 ноября 2019 года, Пеннек, Федлер и Анте²¹⁹ пришли к выводу, что более 90% торговых объёмов на большинстве рассматриваемых бирж (список бирж они не раскрывали) является искусственным. Набор робастных тестов, включая проверку соблюдения закона Бенфорда (закон первой значащей цифры) в биржевых транзакциях, анализ кластеризации сделок вокруг круглых значений цен криптовалют и проверку наличия тяжёлых хвостов в распределении размеров заявок, применили Конг и коллеги в работе 2023 года²²⁰ для анализа наличия вош-трейдинга на 29 крупнейших криптовалютных биржах. В результате авторы пришли к выводу, что в среднем около 70% объёмов торгов являются искусственными.

Вследствие данных исследований возникает вопрос, где брать наиболее корректные ряды цен криптовалют? Ответу на него также посвящён ряд статей. Первой из них является работа Александр и Дакос²²¹, в которой авторы сравнили динамики цен на Bitcoin и Ether из различных источников — порталы-агрегаторы Coinmarketcap, Coingecko и Cryptocompare, а также данные с централизованных криптовалютных бирж Bitfinex, Coinbase, Gemini, Kraken и Poloniex. Авторы показали, что от выбора источника данных могут в некоторой степени зависеть результаты эконометрического моделирования. Естественно, речь не идёт о кардинальных отличиях в результатах, но некоторые коэффициенты в моделях могут демонстрировать разную статистическую значимость. Помимо этого, авторы выявили аномалию в рядах цен портала Coingecko, которая приводит к сдвигу всего ряда на одну точку после 30 января 2018 года. В целом, Александр и Дакос рекомендовали использовать данные портала Cryptocompare для исследований, как наименее подверженные влиянию сомнительных бирж, а для инвесторов и трейдеров — котировки непосредственно с биржи, которой они пользуются.

²¹⁸ Chen J., Lin D., Wu J. Do cryptocurrency exchanges fake trading volumes? An empirical analysis of wash trading based on data mining // *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. — 2022. — Т. 586. — С. 126405.

²¹⁹ Le Pennec G., Fiedler I., Ante L. Wash trading at cryptocurrency exchanges // *Finance Research Letters*. — 2021. — Т. 43. — С. 101982.

²²⁰ Cong L. W. et al. Crypto wash trading (upcoming) // *Management Science*. — 2023.

²²¹ Alexander C., Dakos M. A critical investigation of cryptocurrency data and analysis // *Quantitative Finance*. — 2020. — Т. 20. — №. 2. — С. 173-188.

Несколько другую точку зрения на качество данных изложил уже ранее упоминаемый исследователь Видаль-Томас в своих работах 2021²²² и 2022²²³ годов. В первой работе автор продемонстрировал, что результаты экономических исследований могут значительно отличаться в зависимости от того, как цены Bitcoin'a используются — цена закрытия дня или же взвешенная по торговому объёму среднедневная цена. В частности, Видаль-Томас показал, что проверка гипотезы слабой эффективности рынка для цен закрытия не отвергается, в то время как тесты для средних цен демонстрируют более слабые результаты. Тем не менее автор лишь проиллюстрировал разницу в результатах, однако конкретной рекомендации касательно того, какие данные использовать, дать не смог. Во второй работе автор больше сконцентрировался источниках данных — отдельные криптовалютные биржи (Coinbase, Bitstamp, Bittrex, Cexio, Exmo) или сайт-агрегаторы (Coinmarketcap, Coingecko, BraveNewCoin, Cryptocompare) для эконометрического моделирования доходностей криптовалют. В результате автор показал, что по большому счету неважно какой источник данных используется, так как цены криптовалют (Bitcoin'a, а также еще 17 других, включая Ether, EOS, Litecoin и т. д.) из всех источников демонстрируют достаточно близкие статистические свойства. Автор также провёл различные тесты для проверки гипотезы рыночной эффективности, которые дали практически идентичные результаты.

3.1 Факторы доходности криптовалюты Bitcoin

В настоящем разделе я проанализирую доходности первой и самой крупной по капитализации криптовалюты Bitcoin. С использованием моделей доходностей Bitcoin'a можно проверить несколько из обозначенных ранее содержательных гипотез — о наличии связи доходностей криптовалюты с внутренними факторами, с рынками традиционных финансовых активов, а также то, как эта связь изменялась во времени. Результаты такого исследования могут также позволить провести некоторую периодизацию развития рынка криптовалют.

3.1.1 Данные и методология

Данные динамики цены криптовалюты Bitcoin и её торговых объёмов на криптовалютных биржах были взяты с портала Coindesk.com²²⁴ (который во второй половине 2024 года приобрёл поставщика данных CCData и их портал Cryptocompare) за период с конца декабря 2013 года по 01.01.2024. Помимо цен Coindesk также представляет данные в части торговых спотовых

²²² Vidal-Tomás D. An investigation of cryptocurrency data: The market that never sleeps //Quantitative Finance. — 2021. — Т. 21. — №. 12. — С. 2007-2024.

²²³ Vidal-Tomás D. Which cryptocurrency data sources should scholars use? //International Review of Financial Analysis. — 2022. — Т. 81. — С. 102061.

²²⁴ <https://www.coindesk.com/>

объёмов криптовалют на проверенных криптовалютных биржах в единицах сами криптовалют. Помимо непосредственно дневных цен закрытия и торговых объёмов, был также собран ряд показателей, связанных с блокчейном Bitcoin'a с портал Coinmetrics.io²²⁵, предоставляющего доступ к агрегированным блокчейн-метрикам различных децентрализованных сетей. Обзор литературы показал, что одним из важных факторов ценообразования криптовалют также может быть интерес со стороны широкой общественности. В качестве прокси-переменной такого интереса я использую динамику поисковых запросов в Google (через сервис Google Trends²²⁶), по таким ключевым словам, как «*bitcoin*» и «*blockchain*». Собранные из данных источников блокчейн-метрики и динамику запросов в Google Trends в рамках данного раздела я буду обозначать как «внутренние» факторы. В таблице 4 представлены собранные «внутренние факторы» и их описание.

Таблица 4 — Внутренние факторы

Переменная	Описание
<i>tvol</i>	Биржевой объём торгов криптовалютой Bitcoin (BTC) за день на крупнейших криптовалютных биржах; кол-во BTC
<i>active_addr</i>	Количество адресов, совершивших хотя бы одну транзакцию в течение дня; шт.
<i>tx_cnt</i>	Количество транзакций в блокчейне Bitcoin за день; шт.
<i>bvol</i>	Количество единиц криптовалюты перемещённой между адресами в блокчейне за день (ончейн объёмы); BTC
<i>bvol_ex_in</i>	Количество единиц криптовалюты Bitcoin, перемещённые на известные кошельки криптовалютных бирж; BTC
<i>bvol_ex_out</i>	Количество единиц криптовалюты Bitcoin, перемещённые на известные кошельки криптовалютных бирж; BTC
<i>bvol_ex_net</i>	Чистый приток/отток единиц криптовалюты Bitcoin на кошельки криптовалютных бирж (<i>bvol_ex_in</i> – <i>bvol_ex_out</i>); BTC (сотни тыс.)
<i>block_util</i>	Среднедневная заполненность блоков в блокчейне ($BlkWghtMean / 4000000$); %
<i>fee_block_reward</i>	Доля транзакционных комиссий в общем доходе всех майнеров (комиссии + добытые единицы криптовалют) за день; %
<i>supply_active_1yr</i>	Доля предложения криптовалюты, которое было активно (перемещалось) в течение 1 года; %
<i>velocity</i>	Оборачиваемость Bitcoin'a. Совокупный стоимостной объём всех транзакций за предшествующие 365 дней делённый на текущее совокупное предложение
<i>whales</i>	Количество адресов, у которых на балансе сосредоточено не менее 0.01% всего предложения крипты; шт.
<i>supply_cnctr_1p</i>	Доля предложения, которая приходится на 1% самых «богатых» адресов в блокчейне; %
<i>ndf</i>	Доля предложения, которая приходится на адреса с более чем 0.01% всего предложения

²²⁵ <http://coinmetrics.io>

²²⁶ <https://trends.google.com/>

Переменная	Описание
<i>hashrate</i>	Среднедневные затраченные вычислительные мощности для поиска хэша требуемой сложности; терахэши/сек.
<i>difficulty</i>	Среднедневная сложность поиска хэша для формирования блока транзакций; единицы
<i>bitcoin</i>	Поисковые запросы «bitcoin» в Google
<i>blockchain</i>	Поисковые запросы «blockchain» в Google

Среди собранных показателей есть количество активных кошельков/адресов (*active_addr*) в блокчейне Bitcoin, что, по общему мнению, является косвенным показателем «сетевых эффектов» (косвенным, так как несколькими кошельками может владеть одно лицо). В качестве показателей активности в сети так же были взяты переменные, отражающие количество совершённых транзакций (*tx_cnt*), и их стоимостной объём в единицах криптовалюты (*bvol*). Отдельно были взяты дневные объёмы криптовалюты, которые были перечислены на адреса криптовалютных биржи или выведены с них (*bvol_ex_in*, *bvol_ex_out* и *bvol_ex_net*). Считается, что пользователи переводят криптовалюту на биржи с целью продажи, в то время как выводят с неё либо для использования в качестве платёжного средства, либо для более надёжного хранения. Таким образом, можно ожидать, что притоки Bitcoin'ов на биржи сопровождается снижением его цены, так как, при прочих равных, в моменте предложение криптовалюты превышает предъявляемый на него спрос.

«Интенсивность» использования блокчейна Bitcoin'a отражает показатели среднедневной заполненности блоков (*block_util*). Показатель доли комиссионных доходов в совокупном доходе майнеров (*fee_block_reward*) за день также отражает данный аспект — доход майнеров складывается из вновь добытых единиц криптовалюты, а также из комиссий за транзакции, которые майнеры включили в свой блок. Таким образом, в случае, когда спрос на проведение транзакций растёт, пользователи начинают предлагать более высокие комиссии за проведение своих транзакций, что приводит к росту соответствующей доли в доходе майнеров. Более того, так как бизнес-модель майнеров предполагает регулярную продажу «намайненной» криптовалюты, то они являются своего рода органическими продавцами криптовалюты и, соответственно, своими продажами распределяют вновь добытые единицы криптовалюты, увеличивая её предложение, которое отрицательно влияет на цену. Тем не менее, если, при прочих равных, майнеры собирают больше комиссий, то часть вновь добытого предложения они могут сохранить в резервы, тем самым не увеличив эффективное предложение криптовалюты, то есть количество криптовалюты в обращении, и не создав дополнительного давления на цену. Для отражения трудозатратности майнинга были также взяты показатели хэшрейта сети (*hashrate*) и среднедневной сложности (*difficulty*).

Данные по эффективному предложению криптовалюты, взятому как доля совокупного предложения Bitcoin'a, которое приходило в движение в течение предшествующего года (*supply_active_1yr*), также используются в качестве одного из показателей. Также был взят показатель оборачиваемости криптовалюты (*velocity*), рассчитанный за предшествующий год. В соответствие с экономической логикой, рост оборачиваемости фиатных денег сопровождается ослаблением валюты. Теоретические²²⁷ и некоторые эмпирические работы²²⁸ демонстрируют то же самое и в контексте Bitcoin'a.

Как и на рынке любого актива, среди держателей Bitcoin'a есть те, кто аккумулировал у себя на счетах довольно высокую долю всего доступного предложения. Действия таких пользователей могут приводить к достаточно сильным колебаниям цены, соответственно был также собран ряд метрик, связанных с количеством адресов, владеющих более 0.01% всего предложения (*whales*); долей контролируемого ими предложения (*ndf*); а также показатель концентрации доли предложения на 1% самых богатых кошельков (*supply_cnctr_1p*).

Отдельно стоит пояснить, как были получены ряды поисковых запросов в Google Trends. Специфика показателя динамики популярности того или иного поискового запроса в Google состоит в том, что поисковик предоставляет не абсолютные, а относительные значения популярности за выбранный период, причем значение в точке (день/неделя/месяц), когда анализируемый поисковый запрос был наиболее популярным, принимается за 100, а остальные точки нормируются относительно этого максимума. Более того, размерность (минуты, часы, день, неделя, месяц) ряда динамики поисковых запросов зависит от выбираемого периода построения. Так, при выборе 7-дневного периода сервис предоставляет разбивку по часам, для квартала (90 дней) — по дням, для года — по неделям и, наконец, для нескольких лет — по месяцам.

Для получения дневной динамики поисковых запросов за период с 01.01.2013 по 31.01.2021 г. сначала были выгружены месячные ряды для каждого запроса за весь период. Далее для каждого месяца, начиная с января 2013 г., были последовательно выгружены дневные данные, поделены на 100 и умножены на полученные ранее для каждого месяца значения динамики популярности данного запроса. Затем данные действия я повторил около 10 раз в разные дни и с разных IP-адресов, после чего усреднил все собранные ряды и получил итоговый ряд для конкретного поискового запроса. В различных экономических исследованиях²²⁹, которые

²²⁷ Bolt W., Van Oordt M. R. C. On the value of virtual currencies //Journal of Money, Credit and Banking. — 2020. — Т. 52. — №. 4. — С. 835-862.

²²⁸ Ciaian P., Kancs A., Rajcaniova M. The price of Bitcoin: GARCH evidence from high frequency data //arXiv preprint arXiv:1812.09452. — 2018.

²²⁹ См., например,

D'Amuri F., Marcucci J. The predictive power of Google searches in forecasting US unemployment //International Journal of Forecasting. — 2017. — Т. 33. — №. 4. — С. 801-816.

также используют данные Google Trends, применяется именно такая процедура ввиду того, что конкретные скачиваемые из сервиса ряды зависят как от времени их выгрузки, так и от геолокации.

Так как в качестве зависимой переменной используются логарифмические доходности Bitcoin'a (первая разность логарифмов), то все факторы также были прологарифмированы, после чего была взята их первая разность²³⁰. Для недельных данных в общем случае используется разность логарифмов значений переменной между двумя последовательными понедельникам. Для отдельных переменных используется разность логарифмов между суммами или средними значениями, рассчитанными за предшествующие 7 дней (к понедельнику), в зависимости от смысла переменной. Так, недельная лог-разность переменной *tx_cnt* характеризует приблизительное процентное изменение суммы всех транзакций за неделю относительно суммы транзакций за предыдущую неделю, а лог-разность *active_addr* – изменение среднего количества дневных активных адресов за неделю относительно среднего, рассчитанного за предыдущую неделю.

Несмотря на то, что некоторые работы не обнаруживали сезонность в рядах внутренних факторов²³¹, логично предположить, что так как блокчейн Bitcoin'a работает круглосуточно 7 дней в неделю, то активности в сети снижается в субботу и воскресенье, что естественным образом находит своё отражение и в динамике всех используемых внутренних факторов (включая запросы в Google). Это подтверждает как визуальный анализ графиков в уровнях и спектрограмм, так и QS-тест, модифицированный вариант Q-статистики теста Льюнга-Бокса для выявления сезонности²³².

Для борьбы с сезонностью после взятия лог-разностей я осуществил следующую процедуру. Сначала все ряды на всей доступной выборке были проверены на наличие сезонности с помощью QS-теста. Нулевая гипотеза отсутствия сезонной недельной компоненты не отвергается лишь для 3-х рядов: самого ряда доходностей Bitcoin'a, *difficulty* и *hashrate*. Из значений всех остальных рядов я затем вычитаю 7-й лаг, то есть $x_t^{d7} = \Delta x_t - \Delta x_{t-7} = (x_t - x_{t-1}) - (x_{t-7} - x_{t-8})$. Такое преобразование может устранить недельную сезонность, однако создаёт автокорреляцию в остатках, то есть в MA-части²³³. Тем не менее, использование

Borup D., Schütte E. C. M. In search of a job: Forecasting employment growth using Google Trends //Journal of Business & Economic Statistics. — 2022. — Т. 40. — №. 1. — С. 186-200.

²³⁰ Все, кроме *bvol_ex_net*, так как данный показатель стационарен сам по себе, а также единственный из рассматриваемых может принимать отрицательные значения.

²³¹ См., например, Aalborg H. A., Molnár P., de Vries J. E. What can explain the price, volatility and trading volume of Bitcoin? //Finance Research Letters. — 2019. — Т. 29. — С. 255-265.

²³² Ollech D., Webel K. A random forest-based approach to identifying the most informative seasonality tests //Deutsche Bundesbank Discussion Paper. — 2020. — № 5.

²³³ Maravall A. Unobserved components in economic time series //Handbook of Applied Econometrics Volume 1: Macroeconomics. — 1999. — С. 1-51.

робастных к гетероскедастичности и автокорреляции робастных ошибок Ньюи-Веста с явным указанием порядка автоковариации матрицы ошибок большего, чем ожидаемая МА-часть ($\alpha > 7$), позволяет получить несмещённые оценки коэффициентов²³⁴. После вычитания 7-го лага я вновь провожу QS-тест и оцениваю, удалось устранить сезонность. Если после этого преобразования QS-тест всё равно указывает на наличие недельной сезонной компоненты, то к таким рядам (среди них, в том числе, запросы в Google, активные адреса и некоторые другие) применяется метод множественной сезонно-трендовой декомпозиции с использованием локального полиномиального сглаживания (Multiple Seasonal-Trend decomposition using Loess, MSTL)²³⁵, имплементированного в пакет `forecast` для языка R, для выявления и извлечения из ряда сезонной компоненты.

Описательная статистика дневных доходностей Bitcoin'a и разности логарифмов внутренних факторов после извлечения сезонной компоненты приведены в таблице 5. Все используемые ряды стационарны на 5% уровне значимости в соответствии со стандартным ADF-тестом и почти все — в соответствии с DF-GLS тестом Эллиота-Роттенберга-Стока²³⁶ (для переменных *bvol_ex_in* и *hashrate* нулевая гипотеза единичного корня отвергается лишь на 10% уровне).

Таблица 5 — Описательная статистика внутренних факторов (разность логарифмов)

	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум	Коэффициент асимметрии	Коэффициент эксцесса
<i>r_{btc}</i>	0,0011	0,0384	-0,5291	0,2783	-0,8522	14,47
<i>tvol</i>	0	0,5771	-3,6076	3,202	0,0663	4,4734
<i>active_addr</i>	0	0,1289	-0,7325	0,6682	-0,0863	2,5908
<i>whales</i>	0	0,0069	-0,108	0,1578	2,0469	96,8801
<i>fee_block_reward</i>	0	0,3086	-1,8743	2,0242	0,2694	5,1994
<i>tx_cnt</i>	0	0,1707	-1,9553	1,8715	-0,2688	26,0416
<i>bvol</i>	-0,0001	0,3291	-2,3085	2,1783	-0,0372	5,0401
<i>bvol_ex_in</i>	-0,0005	0,4577	-2,3739	2,2125	-0,041	3,0108
<i>bvol_ex_out</i>	0	0,4837	-3,2549	3,2854	0,1129	5,2245
<i>bvol_ex_net</i>	-0,0002	0,1481	-1,9249	1,9292	-0,0835	44,2199
<i>block_util</i>	-0,0001	0,1492	-0,8207	0,7682	0,0102	2,2632
<i>supply_active_1yr</i>	0	0,0035	-0,0317	0,0363	0,0713	19,154
<i>supply_cnctr_1p</i>	0	0,0008	-0,0122	0,0207	4,47	196,7244
<i>ndf</i>	0	0,0031	-0,0409	0,0616	1,4834	74,8282
<i>velocity</i>	0	0,0048	-0,1116	0,0944	-0,7543	170,2069

²³⁴ Newey W. K., West K. D. Hypothesis testing with efficient method of moments estimation //International Economic Review. — 1987. — С. 777-787.

²³⁵ Bandara K., Hyndman R. J., Bergmeir C. MSTL: A Seasonal-Trend Decomposition Algorithm for Time Series with Multiple Seasonal Patterns //arXiv preprint arXiv:2107.13462. — 2021.

²³⁶ Elliott G., Rothenberg T. J., Stock J. H. Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root //Econometrica. — 1996. — Т. 64. — №. 4. — С. 813-836.

	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум	Коэффициент асимметрии	Коэффициент эксцесса
<i>difficulty</i>	0,003	0,0178	-0,257	0,205	2,5121	45,2053
<i>hashrate</i>	0,003	0,1191	-0,4977	0,5943	0,1547	0,7197
« <i>bitcoin</i> »	-0,0002	0,2111	-1,2859	1,7589	0,1297	8,3247
« <i>blockchain</i> »	-0,0001	0,1582	-1,1024	1,9024	0,4714	14,352

Примечание. Количество наблюдений — 3657 в период с 04.01.2014 по 01.01.2024 г.

Распределение логарифмов разности практически всех переменных заметно отличается от нормального — для большинства показателей наблюдается достаточно сильное отклонение коэффициентов асимметрии от нуля, а значения коэффициентов эксцесса в основном в несколько раз (иногда в десятки раз) больше 3-х²³⁷. Можно обратить внимание, что на рассматриваемой выборке средняя доходность Bitcoin'а составляет 0,011%, хотя концентрация экстремальных значений доходностей в распределении более чем в 4 раза превышает соответствующее значение для нормального распределения, причём в основном экстремальные доходности сосредоточены в левой части распределения (асимметрия -0,8522), на что также указывает наибольшая отрицательная дневная лог-доходность в размере -52,91% против максимальной положительной в размере 27,83%²³⁸. Тем не менее, многие из используемых факторов демонстрируют как сравнительно более высокую волатильность (стандартное отклонение), чем сам Bitcoin, так и более тяжёлые хвосты.

Как показал обзор литературы в динамике цен криптовалют неоднократно обнаруживались пузыри. В связи с этим следует исключать периоды пузырей на рынке из выборки, так как им соответствуют особые (взрывные) процессы порождения данных, изучение которых выходит за рамки данной работы²³⁹. Многие исследователи определяли два крупных пузыря — в 2013 году и в конце 2017–начале 2018 гг. Конкретные даты их начала и конца разнятся от исследования к исследованию и зависят от тестов, с помощью которых они проводились, выбираемой ширины окна, методики подсчета критических значений статистик и т.д.

На основе анализа результатов научных работ, разобранных в разделе 2.3, а также самостоятельного визуального и статистического анализа с помощью программного пакета *exuber*²⁴⁰ для идентификации пузырей во временных рядах, я выделяю два пузыря — в период с

²³⁷ Коэффициент эксцесса для нормального распределения равен 3.

²³⁸ Хотя в арифметических доходностях разница будет не так разительна — минимум -35,2% против максимума 33,3%

²³⁹ Подробнее о факторах, коррелирующих с наличием пузырей в рядах цен криптовалют см.

Enoksen F. A. et al. Understanding risk of bubbles in cryptocurrencies //Journal of Economic Behavior & Organization. — 2020. — Т. 176. — С. 129-144.

Haykir O., Yagli I. Speculative bubbles and herding in cryptocurrencies //Financial innovation. — 2022. — Т. 8. — №. 1. — С. 78.

²⁴⁰ Vasilopoulos K., Pavlidis E., Martínez-García E. *exuber*: Recursive right-tailed unit root testing with R //Journal of Statistical Software. — 2022. — Т. 103. — С. 1-26. В частности, применяются SADF-тест Филлиписа-Бу-Ю, GSADF

августа 2013 по апрель 2014 и с мая 2017 по май 2018 года (рисунок 12)²⁴¹. В рамках обоих выделенных периодов цена Bitcoin'a демонстрировала восьмикратный рост менее чем за год, после чего за достаточно короткое время падала более чем в 2 раза. Я использую границы данных пузырей также и в последующих подразделах 3-й главы.



Рисунок 12 — Динамика цены Bitcoin'a (логарифмическая шкала) и периоды пузырей

Пузырь 2017 года в некотором смысле может выступать в качестве границы между двумя этапами развития рынка криптовалют. Период до 2017 года можно охарактеризовать как период «ограниченной осведомлённости», когда о криптовалютах было известно лишь относительно узкому кругу лиц. Приблизительно с лета 2017 года о криптовалютах стали говорить всё больше, интерес к ним значительно вырос, что, в том числе, отражается в резком росте количества соответствующих запросов в Google (см. рисунок 13).

и BDASDF Филлипса-Ши-Ю с использованием критических значений, полученных методом wild bootstrap с автоматическим выбором лагов.

²⁴¹ Так или иначе, небольшой сдвиг границ выделяемых пузырей не оказывает существенного влияния на результаты.

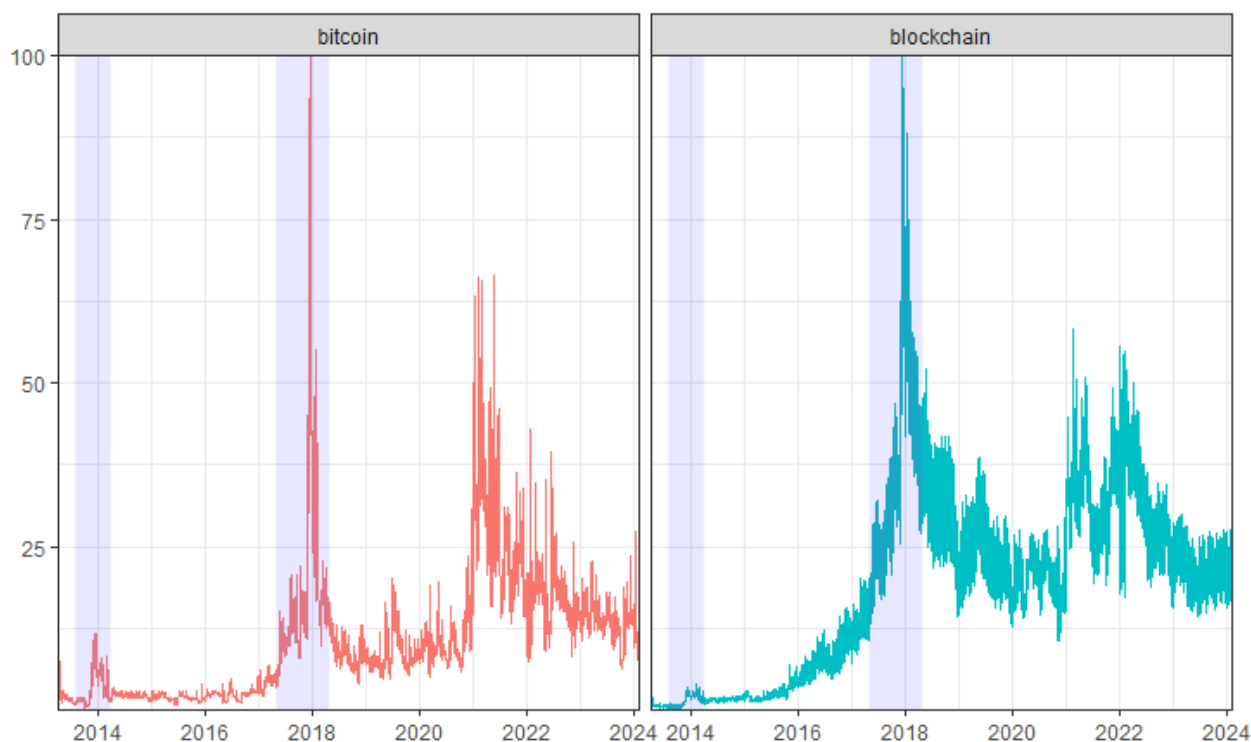


Рисунок 13 — Динамика поисковых запросов в Google по ключевым словам «bitcoin» и «blockchain»

Резкое падение цены криптовалют, и Bitcoin’а в частности, в начале 2018 года заметно охладило интерес инвесторов и спекулянтов, после чего наступила так называемая «крипто-зима» — продолжительный период на криптовалютном рынке, когда цены находились значительно ниже своих предыдущих максимальных отметок вплоть до 2021 года.

Несмотря на спад интереса на несколько лет, период с 2018 года концептуально отличается от периода «становления» тем, что теперь о криптовалютах узнало большое количество инвесторов, предпринимателей и исследователей²⁴². Таким образом, период после пузыря 2017 года можно условно охарактеризовать как период «известности».

Помимо степени известности еще одним отличием между двумя периодами является восприятие криптовалют как отдельного рынка/класса финансовых активов. В частности, в период «ограниченной осведомлённости» корреляция доходностей между криптовалютами была значительно ниже, чем в после 2017 года. Так, например, на рисунке 14 представлена динамика скользящего 60-дневного коэффициента корреляции Пирсона между дневными доходностями Bitcoin’а и второй крупнейшей по капитализации криптовалюты Ether²⁴³.

²⁴² Об интересе экономистов и финансистов к теме криптовалют как к объекту исследования уже говорилось в начале главы 2 (см. рисунок 8).

²⁴³ Начиная с середины февраля 2016 года Ether стабильно является второй по размеру капитализацией криптовалютой. Исключение составляют лишь пару недель в конце 2017 — начале 2018 года, когда Ether оказался на 3-м месте, уступив Ripple (XRP).



Примечание. Розовым выделена область «пузыря» с мая 2017 по май 2018 года.

Рисунок 14 — 60-дневная скользящая корреляция между доходностями Bitcoin'a и Ether'a.

График явно свидетельствует, что корреляция между двумя крупнейшими по капитализации криптовалютами до конца первой половины 2018 года колебалась в достаточно широком диапазоне от -0.5 до 0.75. Однако начиная с мая 2018 года коэффициент корреляции в среднем оставался выше значения 0.75 с коротким периодом снижения до 0.56 в конце 2021 года. Аналогичную ситуацию можно наблюдать как между другими крупными криптовалютами, так и при выборе другой ширины окна для расчёта корреляций.

Таким образом период «ограниченной осведомлённости» можно также считать периодом «становления» рынка криптовалют, когда динамика криптовалют не была связана так сильно друг с другом²⁴⁴. Далее по тексту я буду использовать преимущественно термин «период становления» в качестве основного для обозначения периода времени до 2017 года.

Итого, эконометрическое моделирование будет проведено для трёх разных периодов:

- 1) вся выборка (с 28.12.2013 по 01.01.2024 г), включая периоды пузырей;
- 2) период «становления» рынка между двумя выделенными пузырями (с 01.04.2014 по 01.05.2017 года);
- 3) период «известности» после схлопывания пузыря 2017-2018 года (с 01.05.2018 по 01.01.2024 года).

²⁴⁴ Подробнее характеристики такого рынка сквозь призму обобщённых факторов доходности анализируются в подразделе 3.3.

Помимо «внутренних» факторов в рамках данного раздела я также использую «внешние» факторы, а именно доходности различных традиционных финансовых активов. Из сервиса Yahoo.finance²⁴⁵ за тот же период была выгружена динамика различных фондовых индексов – американских акций S&P 500, высокотехнологичных американских акций NASDAQ, европейских акций Eurostoxx 50, японских акций Nikkei 225, китайских акций Shanghai Composite (SSEC), гонконгских акций Hang Seng индекс акций всего мира MSCI All Countries World Index (MSCI ACWI)²⁴⁶. Помимо фондовых индексов была выгружена динамика различных паевых биржевых фондов (ETF), отражающих ценовую динамику индексов на облигации: долгосрочные гособлигации США (тикер TLT, iShares 20+ Year Treasury Bond), среднесрочные гособлигации США (SHY, iShares 1-3 Year Treasury Bond ETF), «мусорные» корпоративные облигации США (HYG, iShares iBoxx \$ High Yield Corporate Bond) и государственные облигации всего мира без США (BNDX, Vanguard Total International Bond ETF). Помимо этого, я также использую цену на нефть марки Brent, цену на золото и индекс доллара (индекс DXY, отражающий отношение доллара США к корзине других валют развитых рынков). В таблице 6 представлена описательная статистика дневных логарифмических доходностей перечисленных активов.

Таблица 6 — Описательная статистика доходностей традиционных финансовых активов

Актив	Среднее	Стандартное отклонение	Среднее/стд. откл	Минимум	Максимум	Коэффициент асимметрии	Коэффициент эксцесса
<i>BTC</i>	0,002	0,0496	0,0393	-0,4337	0,2871	-0,3779	7,5605
Акции							
<i>ACWI</i>	0,0004	0,0114	0,0329	-0,119	0,0782	-0,9573	13,9346
<i>SP500</i>	0,0005	0,0119	0,0386	-0,1277	0,0897	-0,8036	15,4727
<i>NASDAQ</i>	0,0006	0,014	0,0443	-0,1315	0,0893	-0,5665	8,6097
<i>STOXX50E</i>	0,0001	0,0143	0,0054	-0,1373	0,0949	-0,8705	9,471
<i>N225</i>	0,0002	0,013	0,0159	-0,0825	0,0747	-0,1402	4,11
<i>SSEC</i>	0,0001	0,0149	0,0061	-0,1135	0,0823	-1,0745	8,084
<i>HSI</i>	-0,0002	0,0136	-0,0112	-0,0658	0,0751	-0,0837	2,8659
Облигации							
<i>TLT</i>	0,0001	0,0104	0,0098	-0,069	0,1129	0,3394	9,8765
<i>SHY</i>	0,00003	0,0006	0,0481	-0,0024	0,0026	0,2073	1,3697
<i>HYG</i>	0,0002	0,0058	0,0279	-0,0565	0,0634	-0,0611	20,104
<i>BNDX</i>	0,0001	0,0028	0,0419	-0,0232	0,0133	-0,9028	9,3116
Другие							
<i>DXY</i>	0,0001	0,0047	0,0238	-0,024	0,0244	0,0459	2,276
<i>GOLD</i>	0,0003	0,0099	0,0257	-0,0511	0,0581	-0,0554	3,9685
<i>Brent</i>	-0,0002	0,0276	-0,0066	-0,2798	0,3646	0,4827	24,7092

Примечание. Количество наблюдений — 2074 в период с 28.12.2013 по 01.01.2024 г.

Разница в количестве наблюдений, а также значений для доходности Bitcoin'a обусловлено

²⁴⁵ <https://finance.yahoo.com/>

²⁴⁶ Все индексы взяты в долларах США.

сопоставлением с торговыми днями традиционных активов, не торгуемых по выходным и в праздники.

Несмотря на то, что средняя дневная доходность Bitcoin'a в 3.3 раза превышает самую большую среднюю доходность среди рассматриваемых традиционных активов (которую демонстрирует доходность индекса NASDAQ), волатильность (стандартное отклонение) криптовалюты также является самой высокой и превышает аналогичный показатель самого волатильного традиционного актива в рассматриваемой выборке — цены на нефть марки Brent. Более того, скорректированная на риск среднедневная доходность (средняя доходность, делённая на стандартное отклонение) Bitcoin'a равная 0,0393 оказывается на рассматриваемом периоде не самой привлекательной и уступает, например, среднесрочным государственным облигациям США SHY (0,0481), NASDAQ (0,0443) и портфелю неамериканских гособлигаций BNDX (0,0419).

Можно отметить также высокую (по сравнению с нормальным распределением) концентрацию экстремальных значений доходности (то есть тяжёлых хвостов распределения, коэффициент эксцесса) практически во всех рассматриваемых рядах. Причём распределение дневных доходностей Bitcoin'a имеет, на удивление, более лёгкие хвосты нежели почти все фондовые индексы (за исключением японского Nikkei 225 и гонконгского Hang Seng), а также почти все индексы облигаций (за исключением краткосрочных гособлигаций США)²⁴⁷. Также можно обратить на достаточно сильную скошенность (коэффициент асимметрии) доходностей в сторону отрицательных значений почти всех активов, кроме индексов американских облигаций, нефти и индекса доллара, причём у Bitcoin'a данный показатель лучше (больше), чем у большинства фондовых индексов (кроме N225 и HSI).

Для анализа взаимосвязи «внутренних» факторов с доходностями Bitcoin'a я оцениваю множество простых линейных регрессий вида (1), где в качестве независимых переменных я попеременно использую комбинации различных показателей из таблицы 4.

$$r_{btc} = \alpha + \sum_{k=1}^{\{1, 5\}} \beta_k x_k^{in} + \varepsilon, \quad (1)$$

где r_{btc} — логарифмическая доходность Bitcoin'a ($\ln \frac{p_t}{p_{t-1}}$); x_k^{in} — «внутренние» факторы.

Максимальное число регрессоров, которое включается в модель, ограничивается 5. В качестве метрики качества я использую скорректированный коэффициент детерминации R_{adj}^2 , по которому я сортирую модели и смотрю на пять лучших спецификаций. Я оцениваю множество таких моделей для 3-х выборок (вся доступная информация, период «становления» и период

²⁴⁷ По всем доступным точкам для каждого ряда, коэффициент эксцесса Bitcoin'a всё равно ниже, чем у NYG, SP500, Brent, ACWI и STOXX50E, но больше, чем у всех остальных индексов.

«интереса») как на дневных, так и на недельных данных. Недельные данные рассчитываются как и дневные, но отношение берётся между последующими понедельниками.

При оценивании моделей используются скорректированные на гетероскедастичность и автокорреляцию стандартные ошибки Ньюи-Веста²⁴⁸ (Newey-West heteroscedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix estimators)²⁴⁹ с явным указанием порядка автоковариации матрицы ошибок со значением 9. Во избежание смещения оценок коэффициентов в моделях на дневных данных я также добавлял «ближние» (1-й или 2-й) лаги зависимой переменной r_{btc} . Оценка необходимости включения лагов и их порядок определялся с помощью анализа графиков функций автокорреляции (ACF) и частичной автокорреляции (PACF), а также тестов Льюнга-Бокса²⁵⁰ и Бройша-Годфри²⁵¹, с помощью которых проверяется нулевая гипотеза отсутствия значимой автокорреляции до заданного порядка²⁵² (рассматривалось вплоть до 30 лага). Для моделей на недельных данных с целью экономии степеней свободы было решено ограничиться использованием корректировки стандартных ошибок.

Анализируя взаимосвязи «внешних» факторов с доходностями Bitcoin'a, я также оцениваю модели линейных регрессий с робастными ошибками на всех подвыборках и размерностях, но сначала я лишь последовательно подставляю по одному показателю доходности традиционных активов в модель вида $r_{btc} = \alpha + \beta_i x_i^{out} + \varepsilon$ (с учётом необходимых лагов для r_{btc} в зависимости от подпериода). После чего я попеременно подставляю «внешние» факторы уже в самую лучшую модель с «внутренними» факторами, полученную ранее на данной выборке ($r_{btc} = \alpha + \beta_i x_i^{out} + \sum_{k=1}^{\{1, 5\}} \beta_k x_k^{in} + \varepsilon$). Оценка таких моделей позволит проверить как робастность результатов моделей только с «внутренними» факторами, так и оценить, насколько полученные в простой модели коэффициенты при «внешних» факторах устойчивы при добавлении «внутренних» факторов.

С помощью выбранной стратегии исследования я проверяю 3 гипотезы. В соответствие с первой гипотезой я предполагаю, что коэффициенты при «внутренних» факторах β_i равны 0. Отвержение этой гипотезы будет означать, что доходность Bitcoin'a связана с «внутренними» факторами.

²⁴⁸ Newey W. K., West K. D. A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix //Econometrica: Journal of the Econometric Society. — 1987. — С. 703-708.

²⁴⁹ Используется команда NeweyWest из пакета sandwich v.3.1.0 для R.

²⁵⁰ Ljung G. M., Box G. E. P. On a measure of lack of fit in time series models //Biometrika. — 1978. — Т. 65. — №. 2. — С. 297-303.

²⁵¹ Носко В. П. Эконометрика. Книга первая. М //Дело. — 2011.

²⁵² Тестирование проводилось в R, тест Льюнга-Бокса из стандартной библиотеки (stats::Box.test), тест Бройша-Годфри из пакета lmtest v.0.9.40 (lmtest::bgtest).

Вторая гипотеза соответствует равенство нулю коэффициентов при «внешних» факторах β_k . Таким образом, отвержение этой гипотезы будет свидетельствовать о наличии связи между традиционным финансовым рынком и криптовалютами.

Наконец, в рамках третьей гипотезы я предполагаю, что результаты проверки 1-й и 2-й гипотезы сохраняются при оценке моделей на двух выделенных подвыборках — с 2014 по 2017 и с 2018 по 2024 года. В рамках проверки результатов 1-й гипотезы я буду также обращать внимание на состав значимых переменных, значимость и значения коэффициентов при них, а также на общую объясняющую способность моделей на двух подвыборках. Таким образом, отвержение 3-й гипотезы будет означать, что факторы доходности Bitcoin'a изменились со временем.

Важным видится проговорить, что выбранная стратегия предполагает перебор достаточно большого количества спецификаций моделей и выбор тех из них, что демонстрируют наивысшие значения R_{adj}^2 . Можно вполне резонно заметить, что такая процедура имеет некоторые признаки так называемого «*data fishing*», перебора моделей до тех пор, пока не будет получен искомый результат. Тем не менее, в рамках настоящего исследования данная процедура позволяет оценить устойчивость получаемых результатов к выбираемому набору регрессоров, а также показать невозможность подбора некоторых «идеальных» моделей (в рамках используемого эконометрического инструментария), на основании которых можно было бы сделать вывод касательно выдвинутых гипотез.

3.1.2 Внутренние факторы доходности криптовалюты Bitcoin

Проанализируем теперь взаимосвязь внутренних факторов с доходностями Bitcoin'a. В таблице 7 приведена корреляционная матрица рассматриваемых факторов.

Таблица 7 — Корреляционная матрица «внутренних» факторов и доходностей Bitcoin’а на всей рассматриваемой выборке, дневные данные

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
1	r_{btc}		-0.06	-0.03	-0.02	0.02	0.01	-0.04	-0.06	-0.02	-0.06	0.01	-0.04	-0.01	-0.01	0.01	0.01	-0.02	-0.05	0.03
2	$tvol$	-0.06		0.14	-0.01	0.13	0.10	0.36	0.48	0.36	0.13	0.08	0.02	-0.02	-0.02	0.04	-0.03	0.01	0.37	0.10
3	$active_addr$	-0.03	0.14		0.01	0.01	0.60	0.17	0.22	0.12	0.07	0.31	0.01	-0.02	0.02	0.03	-0.05	0.33	0.13	0.06
4	$whales$	-0.02	-0.01	0.01		-0.03	0.00	0.04	-0.02	0.00	-0.08	-0.01	0.08	0.32	0.55	-0.03	-0.03	0.03	0.04	-0.03
5	fee_block_reward	0.02	0.13	0.01	-0.03		0.08	0.20	0.16	0.14	0.01	0.50	0.03	0.02	0.00	0.01	0.10	-0.34	0.19	0.06
6	tx_cnt	0.01	0.10	0.60	0.00	0.08		0.16	0.17	0.13	0.01	0.27	0.02	0.04	-0.01	0.03	-0.02	0.26	0.10	0.01
7	$bvol$	-0.04	0.36	0.17	0.04	0.20	0.16		0.45	0.41	0.03	0.16	0.16	0.01	-0.04	0.06	0.01	-0.03	0.27	0.07
8	$bvol_ex_in$	-0.06	0.48	0.22	-0.02	0.16	0.17	0.45		0.49	0.27	0.12	0.04	-0.02	-0.01	0.03	-0.01	0.03	0.35	0.09
9	$bvol_ex_out$	-0.02	0.36	0.12	0.00	0.14	0.13	0.41	0.49		-0.29	0.11	0.03	0.03	0.00	0.03	0.00	0.00	0.26	0.09
10	$bvol_ex_net$	-0.06	0.13	0.07	-0.08	0.01	0.01	0.03	0.27	-0.29		-0.01	0.02	-0.05	0.02	0.02	-0.01	0.01	0.13	0.00
11	$block_util$	0.01	0.08	0.31	-0.01	0.50	0.27	0.16	0.12	0.11	-0.01		0.02	0.00	0.00	0.01	0.08	-0.34	0.09	0.02
12	$supply_active_1yr$	-0.04	0.02	0.01	0.08	0.03	0.02	0.16	0.04	0.03	0.02	0.02		0.00	-0.04	0.09	0.00	0.01	0.04	0.02
13	$supply_cnctr_1p$	-0.01	-0.02	-0.02	0.32	0.02	0.04	0.01	-0.02	0.03	-0.05	0.00	0.00		0.53	0.01	-0.01	0.01	0.01	-0.02
14	ndf	-0.01	-0.02	0.02	0.55	0.00	-0.01	-0.04	-0.01	0.00	0.02	0.00	-0.04	0.53		-0.03	-0.01	0.03	0.04	0.01
15	$velocity$	0.01	0.04	0.03	-0.03	0.01	0.03	0.06	0.03	0.03	0.02	0.01	0.09	0.01	-0.03		-0.04	0.00	0.02	0.01
16	$difficulty$	0.01	-0.03	-0.05	-0.03	0.10	-0.02	0.01	-0.01	0.00	-0.01	0.08	0.00	-0.01	-0.01	-0.04		-0.04	0.01	-0.03
17	$hashrate$	-0.02	0.01	0.33	0.03	-0.34	0.26	-0.03	0.03	0.00	0.01	-0.34	0.01	0.01	0.03	0.00	-0.04		-0.01	-0.01
18	«bitcoin»	-0.05	0.37	0.13	0.04	0.19	0.10	0.27	0.35	0.26	0.13	0.09	0.04	0.01	0.04	0.02	0.01	-0.01		0.29
19	«blockchain»	0.03	0.10	0.06	-0.03	0.06	0.01	0.07	0.09	0.09	0.00	0.02	0.02	-0.02	0.01	0.01	-0.03	-0.01	0.29	

Как можно видеть, доходности Bitcoin’а (r_{btc}) достаточно слабо коррелируют с различными внутренними метриками — самый большой в абсолютном выражении коэффициент корреляции $-0,06$ наблюдается с показателем торговых объёмов ($tvol$). Можно отметить высокую корреляцию между количеством активных ($active_addr$) и количеством транзакций (tx_cnt), что вполне ожидаемое — активные пользователи определяются именно тем фактом, что они совершают транзакцию. Примечательно, что динамика запросов в Google (“*bitcoin*”) заметно коррелирует с торговыми объёмами ($tvol$) — коэффициент корреляции составляет $0,37$, — однако вообще практически не коррелирует с доходностями Bitcoin’а. Также можно отметить заметную отрицательную связь ($-0,34$) между $hashrate$ и метриками «интенсивности» использования блокчейна, то есть с $block_util$ и fee_block_reward , которые также друг с другом довольно высоко скоррелированы ($0,5$). Это может быть связано с тем, что локальный прирост вычислительных мощностей (хэшрейта) чуть ускоряет скорость формирования блоков, а значит транзакции проходят быстрее, а значит снижаются комиссии и заполненность блоков.

В таблице 8 приведены результаты оценивания 5 лучших моделей с внутренними факторами на дневные доходности криптовалюты Bitcoin в период с 01 апреля 2014 по 01 мая 2017 г. из 12615 оценённых.

Таблица 8 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей Bitcoin'a, дневные данные в период с 01.04.2014 по 01.05.2017 г.

	1	2	3	4	5
α	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011	0,0011
$r_{btc,t-2}$	-0,0729**	-0,0753***	-0,0758***	-0,0744**	-0,0755***
bvol_ex_net	-0,0194*	-0,0171	-0,0178	-0,0185*	-0,0181
velocity	0,2775**	0,291***	0,2834**	0,301***	0,2853**
supply_cnctr_1p	-1,7585	-2,0873**	-2,1729**	-2,043*	-2,0929**
fee_block_reward	0,006*	0,0062*	0,0052	0,0061*	0,006*
whales	-0,2025				
tvol		-0,0015			
tx_cnt			0,0048		
supply_active_1yr				-0,3407	
R_{adj}^2	0,0177	0,0173	0,0172	0,0171	0,0169

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне.

Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 1125. Моделей оценено — 12615.

Как можно видеть по результатам оценивания 5 наилучших моделей на выборке с 2014 по 2017 год, внутренние факторы оказались способными объяснить менее 2% вариации. Таким образом, можно заключить, что рассматриваемые внутренние факторы объясняют часть вариации доходностей Bitcoin'a, но лишь достаточно небольшую. Отметим, что модель без факторов, то есть содержащая только 2-й лаг доходности Bitcoin'a, способна объяснить лишь 0.0068%. При этом достаточно низкий R_{adj}^2 говорит о том, что воспользоваться данной неэффективностью вряд ли получится.

Что касается непосредственно самих факторов, то среди первых 5 моделей стабильно значимым оказался лишь коэффициент при показателе оборачиваемости (*velocity*), причём с положительным знаком. Иными словами, рост оборачиваемости Bitcoin'a на 1% сопровождается ростом цены криптовалюты в среднем на 0,25%. Для понимания «магнитуды» такого влияния можно обратить внимание на тот факт, что стандартное отклонение *velocity* составляет около 0,45%, а максимальное значение — 11,27%. Более того, положительный коэффициент противоречит ожиданиям, в соответствии с которыми коэффициент при *velocity* должен был бы быть отрицательным. Тем не менее, данный результат устойчив — во всех без исключений моделях, в которых используется показатель *velocity*, он оказывается значимым на 5% уровне. Данный показатель единственный демонстрирует такую устойчивость, в то время как остальные показатели оказываются незначимыми даже в «одиночных» моделях, то есть в тех, где они выступают в качестве единственного регрессора (помимо лага доходности).

Значимым в лучших пяти моделях также оказались коэффициент при доле концентрации предложения на 1% самых богатых адресов (*supply_cnctr_1p*), однако данный коэффициент демонстрирует совместную значимость с другими переменными и из 3214 моделей, в которых он встречается, он значим на 10% уровне лишь в 14,31% случаев. В целом, отрицательный коэффициент означает, что рост концентрации сопровождается, при прочих равных, снижением цены криптовалюты.

Результаты моделей, оценённых на недельных данных для того же периода «становления» (таблица 9), демонстрируют несколько меньшую устойчивость.

Таблица 9 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей Bitcoin'a, недельные данные в период с 01.04.2014 по 01.05.2017 г.

	1	2	3	4	5
α	0,0131*	0,01	0,0072	0,0101	0,01
<i>tvol</i>	0,0315**	0,0314**	0,0293*	0,0305**	0,0307**
<i>bvol</i>	-0,0522*	-0,057*	-0,0599**	-0,0522*	-0,0572**
<i>fee_block_reward</i>	0,102***	0,0708	0,0664	0,0978***	0,0973***
<i>supply_cnctr_1p</i>	-4,7307**	-4,1699*		-4,4312**	-4,3562*
<i>supply_active_1yr</i>	0,9726*		0,9574*		
<i>block_util</i>		0,0666	0,0763		
«bitcoin»				0,0426	
<i>tx_cnt</i>					0,0453
R^2_{adj}	0,0899	0,0886	0,0875	0,0869	0,0865

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне. Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 161. Моделей оценено — 12615.

Максимальный полученный коэффициент детерминации R^2_{adj} для недельных моделей более чем в 4 раза выше, чем для дневных моделей — 0,0899, — что указывает на более высокую объясняющую способность. Среди пяти лучших моделей относительно устойчивыми оказываются коэффициенты при переменной торгового (*tvol*) и блокчейн (*bvol*) объёмов, причём если рост торговых объёмов сопровождается, при прочих равных, повышением доходности, то рост блокчейн-объёмов наоборот — падением. Тем не менее наиболее «важными» с точки зрения вклада в объясняющую способность модели являются переменные, отражающие нагрузку на сеть: доля комиссий в доходах майнеров (*fee_block_reward*) и заполненность блоков (*block_util*). Одиночные модели с данными переменными имеют R^2_{adj} равный 0,04 и 0,05 соответственно, однако включение обоих переменных в модель обычно приводит к значимости только одного из коэффициентов, что объясняется сравнительно высокой парной корреляций (0,65 на недельных данных в этот период), которая, однако, не приводит к серьёзной

мультиколлинеарности (значения VIF для соответствующих коэффициентов в среднем значительно ниже 5), но приводит к незначимости одного из коэффициентов.

Коэффициент при концентрации предложения (*supply_cnctr_1p*) оказался значительно более устойчивым на недельных данных и был значим на 10% в 63% моделей, хотя его «чистый» вклад в объяснение вариации доходностей остаётся достаточно скромным ($R_{adj}^2 = 0,0055$ в одиночной модели). Значимым на 10% уровне также оказался коэффициент при доле «эффективного» предложения (*supply_active_1yr*), причём коэффициент оказывался значимым в 97% оценённых моделей. Положительный знак при данном коэффициенте также несколько противоречит ожиданиям — рост предложения сопровождается рост доходности Bitcoin’a. Вероятно, «пробуждение» криптовалюты, которая не приходила в движение более года, скорее связывалось с необходимостью осуществления транзакций с её использованием, чем с её продажей, что усиливало общий нарратив использования Bitcoin’a как «цифровых денег».

В таблице 10 представлены результаты оценивания модели для дневных доходностей Bitcoin’a уже в период известности (с 01 мая 2018 по 01 января 2024 года).

Таблица 10 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей Bitcoin’a, дневные данные в период с 01.05.2018 по 01.01.2024 г.

	1	2	3	4	5
α	0,0008	0,0008	0,0008	0,0008	0,0008
$r_{btc,t-1}$	-0,0981***	-0,096***	-0,0934**	-0,0921**	-0,0922**
supply_active_1yr	-0,5072***	-0,4377**	-0,4827***	-0,4243**	-0,4252**
«bitcoin»	-0,0201**	-0,0203**	-0,0162*	-0,0192**	-0,0167*
«blockchain»	0,027***	0,0264***	0,0252***	0,0256***	0,0249***
whales		-0,3124		-0,3093	-0,295
supply_cnctr_1p	7,5912	5,5741			
ndf	-0,8075*		-0,6423		
tvol			-0,0035		-0,0033
bvol_ex_net				-0,0082	
R_{adj}^2	0,0249	0,0243	0,0243	0,0243	0,0243

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне.

Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 2071. Моделей оценено — 12615.

Качество моделей для дневных данных во втором периоде незначительно улучшилось — максимальный R_{adj}^2 вырос до 0,0249, хотя в период «интереса» наблюдается большее количество устойчиво значимых переменных и их состав в пяти наилучших моделях заметно отличается от тех, что были на дневных данных в период «становления». Коэффициент при эффективном предложении (*supply_active_1yr*) оказался значимым в 100% моделей на 5% уровне с ожидаемым отрицательным знаком (рост предложения сопровождается снижением цены Bitcoin’a).

Можно отметить достаточно устойчивую значимость коэффициентов при запросах в Google Trends («*bitcoin*» и «*blockchain*»), причём, стоит отметить разные знаки при них: рост запросов в Google по ключевому слову *bitcoin*, при прочих равных сопровождается снижением цены *Bitcoin*'а, в то время как запросы по слову *blockchain* — ростом. Рост запросов «*bitcoin*», при прочих равных, сопровождается снижением цены *Bitcoin*'а²⁵³, в то время как рост запросов «*blockchain*» — к удорожанию криптовалюты. Полученные коэффициенты устойчивы и сохраняют значимость в одиночных моделях. При этом в период «становления» коэффициенты при обоих запросах оказывались незначимыми в 100% моделей на дневных данных, а на недельных данных запрос «*bitcoin*» был значимым с положительным знаком в 50% моделей. Коэффициент корреляции между этим запросами на данной подвыборке (после поправки на сезонность) составляет всего 0,12, что не даёт возможности говорить о мультиколлинеарности.

Результаты моделей, оценённых на недельных данных в период «интереса», выглядят значительно более интересными (таблице 11).

Таблица 11 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей *Bitcoin*'а, недельные данные в период с 01.05.2018 по 01.01.2024 г.

	1	2	3	4	5
α	0,0058	0,0058	0,0077	0,006	0,006
active_addr	0,2539***	0,2049***	0,2631***	0,2568***	0,2582***
«blockchain»	0,1801***	0,1903***	0,1796***	0,191***	0,1911***
supply_cnctr_1p	28,4902***	22,1446**	21,8012**	22,4542**	22,4075**
bvol	-0,0678***	-0,065***	-0,0654***	-0,0526*	-0,0648***
ndf	-2,3652***				
tx_cnt		0,0933**			
supply_active_1yr			0,7497		
bvol_ex_out				-0,0136	
R_{adj}^2	0,153	0,1447	0,1441	0,1406	0,1404

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне. Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 296. Моделей оценено — 12615.

Максимальный R_{adj}^2 на моделях с недельными данными достиг значения 0,153. По сравнению с моделями на недельных данных в предшествующий период можно отметить практически двухкратный прирост объясняющей способности внутренних факторов, состав факторов в пяти лучших моделях также различается, а коэффициенты при них демонстрируют большую стабильность с точки зрения значимости. Так, например, коэффициенты при показателях активных адресов (*active_addr*), запросов в Google по теме блокчейна («*blockchain*»), и концентрации предложения на 1% самых богатых адресов (*supply_cnctr_1p*)

²⁵³ Вероятно, это косвенно свидетельствует об обратном характере связи, что количество запросов возрастает на фоне падения цены.

оказались значимыми практически во всех возможных спецификациях. Коэффициент при блокчейн-объёмах (*bvol*) также оказывался значимым достаточно устойчиво — в более чем 80% случаев²⁵⁴.

Стоит отметить, что в 5 лучших недельных моделей на обоих подпериодах лишь два показателя общие — *bvol* и *supply_cnctr_1p*. Причём если коэффициент при *bvol* достаточно близок на обоих подвыборках (в среднем около -0,055 в моделях со значимостью), то коэффициент при *supply_cnctr_1p* отличается в несколько раз, а также имеет противоположный знак — -4 в период «становления» против 25 в период «интереса». Также в первой модели в таблице 11 присутствует значимый и отрицательный коэффициент при доле предложения, которое находится на кошельках с балансом более 0,01% совокупного предложения (*ndf*). По сравнению с *supply_cnctr_1p* показатель *ndf* отражает кошельки с более высокой концентрацией предложения (более китовые), так как в силу определения кошельков входящих в *ndf* может быть максимум 10 тыс. (на деле от 800 до 1200), в то время как 1% самых богатых кошельков — это от 220 тыс. (в 2018 г) до 500 тыс. (в конце 2023 г.) кошельков. Более того, коэффициент при *ndf* демонстрирует совместную значимость с *supply_cnctr_1p* (что также подтверждает НАС-робастный F-тест на 5% уровне значимости) и значим только в моделях с ним.

Таким образом, полученные коэффициенты показывают, что рост концентрации на 1% кошельков сопровождается ростом цены Bitcoin'a, в то время как накопление криптовалюты на самых крупных адресах (*ndf*) скорее сопровождается снижением. Вероятно, это может быть связано с тем, что в составе *ndf* в значительной степени представлены кошельки криптовалютных бирж, а рост концентрации криптовалюты на них свидетельствует о том, что Bitcoin продают. В то же самое время, в состав *supply_cnctr_1p* входят кошельки различных фондов и инвесторов, наращивание которыми своих позиций в Bitcoin ассоциируется с ростом спроса и повышением цены. Положительный знак при коэффициенте *supply_cnctr_1p* в период после 2018 также можно трактовать как свидетельство в пользу распространения нарратива о Bitcoin'е как новом средстве сбережения («цифровое золото»).

В период «становления» коэффициент при *ndf* не был значим, в то время как *supply_cnctr_1p* был значим с отрицательным знаком. В период 2014–2017 годов объёмы на криптовалютных биржах были более рассредоточены, популярностью также пользовались обменники. Более того, в тот момент большей популярностью пользовался нарратив о том, что Bitcoin может стать полноценными деньгами, а значит, при прочих равных, снижение

²⁵⁴ В основном, коэффициент при *bvol* оказывался незначимым в спецификациях, где также был включён показатель объёма оттока средств с криптовалютных бирж (*bvol_ex_out*). В результатах выше это также можно отметить в снижении значимости коэффициента при *bvol* в модели 4 в таблице 11.

концентрации могло восприниматься как позитивный сигнал о росте принятия криптовалюты ритейлом. Всё это в совокупности объясняет отрицательный коэффициент при *supply_cnctr_1p* в моделях на периоде «становления».

Наконец, в таблицах 12 и 13 представлены результаты оценивания моделей уже на всей выборке с 28.12.2013 по 01.01.2024 г.

Таблица 12 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей Bitcoin’а, дневные данные на всей выборке с 28.12.2013 по 01.01.2024 г.

	1	2	3	4	5
α	0,0011*	0,0011*	0,0011*	0,0011*	0,0011*
$r_{btc,t-1}$	-0,0512**	-0,0528**	-0,0513**	-0,0523**	-0,0533**
<i>bvol_ex_net</i>	-0,0133**	-0,0133**	-0,0142**	-0,0169**	-0,0141**
<i>blockchain</i>	0,0107***	0,0106***	0,008*	0,0108***	0,0107***
<i>supply_active_1yr</i>	-0,4159**		-0,4342***	-0,4096**	-0,4256***
<i>bitcoin</i>	-0,0072	-0,0083		-0,0083	-0,011**
<i>tvol</i>	-0,0028*	-0,003*	-0,0039**		
<i>fee_block_reward</i>		0,0038*	0,0032		0,0036*
<i>bvol_ex_out</i>				-0,0026	
R_{adj}^2	0,0115	0,011	0,0109	0,0109	0,0108

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне.

Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 3649.

В случае с моделями на дневных данных видно, что максимальный R_{adj}^2 на всей выборке (0,0115) ниже, чем максимальные R_{adj}^2 на отдельных подпериодах (0,0177 и 0,0249 соответственно), что явным образом указывает на различие между ними. Ранее можно было убедиться, что среди лучших 5 моделей на каждом подпериоде нет общих значимых переменных, при этом если взять всю выборку (включая периоды пузырей), то значимыми оказываются коэффициенты при чистых оттоках/притоках Bitcoin’а на криптовалютные биржи (*bvol_ex_net*), запросах по теме блокчейна («*blockchain*»), доле эффективного предложения (*supply_active_1yr*). На 10% уровне значимости также оказываются значимыми коэффициенты при торговых объёмах (*tvol*) и прибыли от комиссий майнерами (*fee_block_reward*).

Таблица 13 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей Bitcoin’a, недельные данные на всей выборке с 28.12.2013 по 01.01.2024 г.

	1	2	3	4	5
α	0,0078*	0,0079*	0,0072*	0,0079*	0,0057
active_addr	0,1541***	0,1661***	0,2333***	0,2336***	0,1637***
«blockchain»	0,1646***	0,1625***	0,1683***	0,1725***	0,1718***
supply_active_1yr	0,9785***	1,0575***	0,9973***	1,0066***	
bvol_ex_out	-0,036***			-0,0222*	
tx_cnt	0,0949***	0,0928***			0,0879***
bvol		-0,0545***	-0,0561***	-0,0345*	-0,0544***
ndf			-1,4584**		-1,4855**
R^2_{adj}	0,1066	0,1065	0,105	0,1036	0,1034

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне.

Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 523.

Модели на всей выборке на недельных данных также демонстрируют более низкий максимальный R^2_{adj} по сравнению с моделями, оценённых в период «интереса» — 0,1066 против 0,153, хотя и более высокий, чем в период с 2014 по 2017 годы (0,0899). Состав переменных в 5 лучших моделей в целом соответствует составу переменных моделей, оценённых на периоде «интереса», однако за одним исключением — отсутствует переменная *supply_cnctr_1p*, коэффициент при которой оказывался значимым с разными знаками на обоих подпериодах. Также можно отметить значимость отрицательного коэффициента при *supply_active_1yr*, который стабильно значим в период «становления», но значимость которого значительно слабее в период «интереса», а знак коэффициента — положительный. Примечательно, что на дневных данных *supply_active_1yr* имеет также положительный знак.

На основе проведённого анализа не удалось выявить не одного показателя, устойчиво значимого на обоих подпериодах в объяснении дневных и недельных доходностей Bitcoin’a. В период «становления» (2014–2017 гг.) можно отметить наличие некоторой значимой связи между загруженностью сети (*fee_block_reward*), рост которой, при прочих равных, сопровождался ростом цены Bitcoin’a, причём и на дневных и на недельных данных. В период «интереса» (2018–2024 гг.) значимым стал коэффициент при запросах в Google, причём в большей степени это касается запроса по теме «блокчейн». Это, в том числе, подтверждает выбор названия (период «интереса»), так как оказывается, что после 2018 году в ценообразовании Bitcoin’a стал играть значимую роль именно широкий интерес.

Дневные модели на обоих подпериодах отличаются достаточно сильно, в то время как для недельных моделей некоторую устойчивость между подвыборками демонстрирует лишь ончейн-объёмы (*bvol*). При этом значимый на обоих периодах коэффициент при *supply_cnctr_1p* имеет

разные знаки, что свидетельствует в пользу произошедших изменений как в структуре сети между двумя периодами, так и в восприятии актива –Bitcoin стал больше восприниматься не как потенциальное средство обмена (деньги), а как средство сбережение («цифровое золото»).

Стоит также отметить, что результаты в части показателя сложности майнинга (*hashrate* и *difficulty*) также совпадают с обсуждёнными во 2-й главе результатами Фантацинни и Колодина²⁵⁵, которые не обнаружили связи между хэшрейтом и ценой Bitcoin'а в период с 2016 по декабрь 2017 г., а в период с декабря 2017 по февраль 2020 г. обнаружили значимую, но обратную связь, то есть что доходности Bitcoin'а являются причиной по Грейнджеру для хэшрейта. Шанаев с коллегами²⁵⁶ также на выборке с января 2014 по май 2019 г. не обнаружили значимой связи между Bitcoin'ом и хэшрейтом. Таким образом, полученные результаты, так же как и перечисленные работы, ставят под сомнение гипотезу, в соответствии с которой доходность Bitcoin'а определяется затратами на майнинг.

3.1.3 Взаимосвязь с традиционными финансовыми активами

Рассмотрим теперь взаимосвязь доходностей традиционных финансовых активов и доходностей Bitcoin'а. В таблице 14 представлены результаты оценивания моделей на дневных данных в период «становления», с апреля 2014 по май 2017 года.

²⁵⁵ Fantazzini D., Kolodin N. Does the Hashrate Affect the Bitcoin Price? 2020

²⁵⁶ Shanaev S. et al. The marginal cost of mining, Metcalfe's law and cryptocurrency value formation: Causal inferences from the instrumental variable approach // SSRN. — №. 3432431. — 2019.

Таблица 14 — Результаты оценивания моделей с доходностями разных рынков на дневных данных в период с 01.04.2014 по 01.05.2017 г.

	ACWI	SP500	NASDAQ	STOXX50	N225	SSEC	HSI	TLT	SHY	HYG	BNDX	DXY	GOLD	Brent
$r_{btc} = \alpha_1 + c_1 r_{btc,t-2} + \beta_1 r_{market} + \epsilon_t$														
α_1	0	0	0	0	0,001	0	0	0	0,001	0	0,001	0	0	0
$r_{btc,t-2}$	-0,139***	-0,14***	-0,141***	-0,138***	-0,132***	-0,138***	-0,136***	-0,138***	-0,138***	-0,139***	-0,138***	-0,14***	-0,139***	-0,139***
r_{market}	0,005	0,084	0,096	-0,18**	-0,271***	0,08	-0,135	-0,144	-1,731	-0,086	-1,328*	0,134	0,004	-0,029
R_{adj}^2	0,0129	0,0133	0,0136	0,0184	0,0230	0,0146	0,0149	0,0141	0,0138	0,0130	0,0191	0,0132	0,0129	0,0133
$r_{btc} = \alpha_2 + c_2 r_{btc,t-2} + \beta_2 r_{market} + \sum \omega_i control_i + \epsilon_t$														
α_2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,001	0	0	0
$r_{btc,t-2}$	-0,13***	-0,13***	-0,131***	-0,129***	-0,124***	-0,129***	-0,128***	-0,129***	-0,129***	-0,13***	-0,129***	-0,13***	-0,13***	-0,129***
r_{market}	0,005	0,081	0,086	-0,158*	-0,235**	0,089	-0,094	-0,101	-1,375	-0,044	-1,242*	0,177	-0,027	-0,035
bvol_ex_net	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
velocity	0,158	0,162	0,162	0,151	0,15	0,149	0,161	0,154	0,153	0,158	0,14	0,153	0,158	0,155
supply_cnctr_lp	-1,94	-1,952	-1,939	-1,837	-1,613	-1,94	-1,875	-1,953	-1,968	-1,94	-1,875	-1,996	-1,967	-1,921
fee_block_reward	0,015**	0,015**	0,015**	0,015**	0,015**	0,016**	0,015**	0,015**	0,015**	0,015**	0,015**	0,015**	0,015**	0,015**
R_{adj}^2	0,0337	0,0341	0,0343	0,0379	0,0412	0,0359	0,0347	0,0343	0,0342	0,0337	0,0392	0,0343	0,0337	0,0343

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где ** — значимость на 5%-ном уровне, * — на 10%-ном уровне. Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 641. Для сравнения, R_{adj}^2 модели только с контрольными переменными (без r_{market}) равен 0,0352. Разница с R_{adj}^2 соответствующих моделей из подраздела 3.1.2 обусловлена меньшим количеством наблюдений.

В таблице выше представлены результаты включения доходностей рыночных индексов в двух разных моделях — без внутренних факторов (контрольных переменных) и с ними. Количество дневных наблюдений, несмотря на одинаковый период, в моделях в данном подразделе ниже, чем в предыдущем, что вызвано наличием выходных и праздников в рядах финансовых активов — используются только те дни, когда проходили торги по всем инструментам. В качестве контрольных переменных используются показатели из 5-й модели из таблицы 8, содержащей в себе 4 переменных (так как добавление 5-й не приносило значимой объясняющей способности в соответствии с F-тестом). Снижение количества наблюдений естественным образом повлияло и на коэффициенты при внутренних факторах. Так, единственным значимым коэффициентом оказалась доля комиссий в доходе майнеров (*fee_block_reward*), причём коэффициент при нём вырос более чем в 2 раза. Это, некоторым образом, подчёркивает имеющуюся сложность в выявлении устойчивых факторов доходности Bitcoin'a на дневных данных.

Что касается непосредственно коэффициентов при доходностях финансовых активов, то подавляющее большинство из них оказывается незначимыми, за исключением коэффициентов при доходностях индексов фондовых рынков Европы (*STOXX50*) и Японии (*Nikkei225*), а также паёв ETF государственных облигаций разных стран (*BNDX*) без США. Все коэффициенты оказались с отрицательными знаками, что несколько затруднительно интерпретировать в совокупности. Судя по коэффициентам, доходности Bitcoin'a достаточно активно реагируют ростом на падение цен на мировые гособлигации, что обычно характеризует ситуацию перетока ликвидности в более рискованные активы (акции и криптовалюту)²⁵⁷, на что указывает также отрицательная корреляция дневных доходностей *BNDX* и фондовых индексов. При этом рост европейских и японских акций также, при прочих равных, сопровождается снижением Bitcoin'a, что, вероятно, может указывать на тот факт, что в период «становления» Bitcoin пользовался некоторым спросом именно у европейских и японских инвесторов в качестве актива для хеджирования.

Стоит отметить, что в модели с контрольными переменными и включением всех трёх значимых индексов, значимыми на 5% уровне остаётся лишь коэффициент при *BNDX* (-1,53), и на 10% уровне — при *N225* (-0,18) при R_{adj}^2 даже меньшим (0,037), чем в модели только с *N225*.

²⁵⁷ Косвенно данный тезис также подтверждается отрицательной корреляцией дневных доходностей *BNDX* с *ACWI* и *STOXX50E* в размере -0.1 и -0.18 на данной выборке.

Таблица 15 — Результаты оценивания моделей с доходностями разных рынков на недельных данных в период с 01.04.2014 по 01.05.2017 г.

	ACWI	SP500	NASDAQ	STOXX50	N225	SSEC	HSI	TLT	SHY	HYG	BNDX	DXY	GOLD	Brent
$r_{btc} = \alpha_1 + \beta_1 r_{market} + \epsilon_t$														
α_1	0,007	0,006	0,006	0,007	0,007	0,007	0,007	0,008	0,008	0,007	0,009	0,006	0,007	0,008
r_{market}	0,362	0,528	0,435	0,397**	0,187	0,113	0,055	-0,929***	-8,806	-0,025	-1,897*	0,517	-0,602*	0,147
R_{adj}^2	0,0019	0,0088	0,0087	0,0111	-0,0045	-0,0029	-0,0060	0,0299	0,0102	-0,0063	0,0023	-0,0014	0,0143	0,0031
$r_{btc} = \alpha_2 + \beta_2 r_{market} + \sum \omega_i control_i + \epsilon_t$														
α_2	0,013**	0,013**	0,013*	0,014**	0,013*	0,013*	0,013*	0,015**	0,016**	0,013*	0,015**	0,013*	0,013*	0,014**
r_{market}	0,464	0,616	0,429	0,467**	0,403	0,132	0,031	-1,066***	-11,121*	-0,269	-2,351*	0,554	-0,7**	0,181
tvol	0,033**	0,034**	0,033**	0,032**	0,033**	0,031**	0,032**	0,034**	0,034**	0,031**	0,032**	0,033**	0,034**	0,032**
bvol	-0,052*	-0,055*	-0,054*	-0,049	-0,054*	-0,052*	-0,052*	-0,053*	-0,058**	-0,052*	-0,053*	-0,056*	-0,054*	-0,046
fee_block_reward	0,1***	0,098***	0,096***	0,1***	0,104***	0,102***	0,102***	0,104***	0,101***	0,104***	0,106***	0,1***	0,103***	0,103***
supply_cnctr_1p	-5,326**	-5,275**	-5,122**	-5,351**	-5,105**	-4,754**	-4,76**	-5,56**	-5,716***	-4,643**	-4,906**	-4,863**	-4,953**	-5,505**
supply_active_1yr	0,983*	1,002*	0,945*	1,066*	0,968*	1,027*	0,966*	0,879	0,972	0,989*	0,929	0,98*	0,935	0,825
R_{adj}^2	0,0973	0,1046	0,0984	0,1082	0,0924	0,0887	0,0840	0,1323	0,1101	0,0853	0,0974	0,0895	0,1124	0,0977

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где ** — значимость на 5%-ном уровне, * — на 10%. Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 161. Для сравнения, R_{adj}^2 модели только с контрольными переменными (без r_{market}) равен 0,0899.

Результаты оценивания моделей на недельных данных демонстрируют несколько другую ситуацию (таблица 15). В первую очередь, можно отметить довольно высокую степень устойчивости коэффициентов практически всех (кроме *supply_active_1yr*) контрольных переменных при добавлении доходностей традиционных финансовых активов.

В «одиночных» моделях (верхняя часть таблицы) значимыми с отрицательным знаком оказались коэффициенты при долгосрочных американских гособлигациях (*TLT*), *BNDX* и золоте (*GOLD*), а также положительный коэффициент был получен при *STOXX50*, что входит в противоречие с результатами на дневных данных. В моделях с контрольными переменными коэффициенты при эти переменных остаются значимыми, причём *GOLD* становится значимым на 5% уровне, а также на 10% уровне становится значимым с отрицательным знаком коэффициент при среднесрочных американских облигациях (*SHY*). Отрицательные знаки при *TLT*, *SHY*, *BNDX* и *GOLD* имеют экономический смысл и подчёркивает, что Bitcoin является рисковым активом и динамика его недельных доходностей демонстрирует обратную связь с доходностью «защитных» и низкорисковых инструментов, коими являются гособлигации и золото. Можно отметить, что включение *TLT* в модель с внутренними факторами даёт наивысший прирост R_{adj}^2 среди рассматриваемых факторов.

В целом, результаты оценивания моделей в период «становления» с 01.04.2014 по 01.05.2017 показывают, что динамика дневных и недельных доходностей Bitcoin'а в тот период была мало связана с динамикой традиционных финансовых активов.

Рассмотрим теперь результаты оценивания моделей с доходностями традиционных финансовых активов в период «интереса», после 2018 года (таблица 16).

Таблица 16 — Результаты оценивания моделей с доходностями разных рынков на дневных данных в период с 01.05.2018 по 01.01.2024 г

	ACWI	SP500	NASDAQ	STOXX50	N225	SSEC	HSI	TLT	SHY	HYG	BNDX	DXY	GOLD	Brent
$r_{btc} = \alpha_1 + c_1 r_{btc,t-1} + \beta_1 r_{market} + \epsilon_t$														
α_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$r_{btc,t-1}$	-0,108***	-0,104***	-0,099***	-0,138***	-0,122**	-0,118***	-0,12***	-0,114***	-0,112***	-0,107***	-0,109***	-0,129***	-0,122**	-0,123***
r_{market}	0,947***	0,848***	0,789***	0,647***	0,126	0,155*	0,158	-0,004	1,602*	1,246***	1,525	-1,15***	0,569***	0,158***
R_{adj}^2	0,1052	0,0967	0,1137	0,0675	0,0122	0,0130	0,0139	0,0105	0,0127	0,0550	0,0254	0,0275	0,0315	0,0251
$r_{btc} = \alpha_2 + c_2 r_{btc,t-1} + \beta_2 r_{market} + \sum \omega_i control_i + \epsilon_t$														
α_2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$r_{btc,t-1}$	-0,11***	-0,105***	-0,101***	-0,141***	-0,124***	-0,12***	-0,123***	-0,116***	-0,115***	-0,109***	-0,111***	-0,132***	-0,125***	-0,125***
r_{market}	0,933***	0,834***	0,777***	0,645***	0,126	0,155*	0,153	-0,01	1,593*	1,239***	1,514	-1,172***	0,584***	0,16***
«bitcoin»	-0,019*	-0,019*	-0,019*	-0,019*	-0,02*	-0,02*	-0,02*	-0,02*	-0,021*	-0,021*	-0,021*	-0,021*	-0,021*	-0,021*
«blockchain»	0,024**	0,023**	0,023**	0,028***	0,027**	0,027**	0,027**	0,027**	0,027**	0,026**	0,027**	0,027**	0,028**	0,027**
supply_active_1yr	-0,6**	-0,587**	-0,582**	-0,687***	-0,662***	-0,676***	-0,682***	-0,661***	-0,654***	-0,637***	-0,641***	-0,666***	-0,707***	-0,656***
supply_cnctr_1p	-0,871	-0,844	-0,566	0,65	-0,301	-0,011	-0,011	-0,092	0,02	-1,218	-0,157	-0,233	-0,175	-0,134
ndf	0,048	0,018	-0,021	-0,117	-0,167	-0,182	-0,205	-0,195	-0,159	-0,156	-0,092	-0,007	-0,098	-0,252
R_{adj}^2	0,1155	0,1068	0,1236	0,0802	0,0251	0,0260	0,0267	0,0235	0,0257	0,0677	0,0382	0,0411	0,0457	0,0384

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где ** — значимость на 5%-ном уровне, * — на 10%. Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 1173. Для сравнения, R_{adj}^2 модели только с контрольными переменными (без r_{market}) равен 0,0243. Разница с R_{adj}^2 соответствующих моделей из подраздела 3.1.2 обусловлена меньшим количеством наблюдений.

В период с мая 2018 по 2024 год можно наблюдать совсем иную картину — достаточно много коэффициентов при финансовых активах демонстрируют значимость как в одиночных моделях, так и с включением контрольных переменных. Причём все коэффициенты кроме коэффициента при индексе доллара США (*DXY*) — положительные. Сильнее всего ассоциативная связь дневных доходностей Bitcoin'a наблюдается с доходностью индекса акций высокотехнологичных компаний США (*NASDAQ*): добавление соответствующей переменной в модель с контрольными переменными приводит к росту R_{adj}^2 с 0,0243 до 0,1236. Коэффициент при *NASDAQ* меньше единицы, что свидетельствует о несколько ограниченной реакции Bitcoin'a на изменение индекса — рост *NASDAQ* на 1%, при прочих равных, сопровождается ростом Bitcoin'a всего на 0.79%, хотя можно было бы ожидать коэффициента выше единицы ввиду относительно более высокого риска инвестиций в криптовалюту по сравнению с высокотехнологичными акциями США. Данный коэффициент также устойчив к добавлению в модель еще и доходности остальных традиционных активов²⁵⁸, а R_{adj}^2 таких моделей увеличивается незначительно (максимум до 0,136 с незначимыми коэффициентами практически для всех рыночных факторов). Таким образом, можно сделать вывод, что в период интереса Bitcoin, будучи по сути технологической новацией, стал коррелировать с в первую очередь с акциями высокотехнологичных компаний США *NASDAQ*.

Отрицательный знак при *DXY* также соответствует экономической логике: при прочих равных доллар укрепляется относительно остальных валют в периоды снижения аппетита к риску у инвесторов.

Следует также обратить внимание на положительный знак коэффициента при золоте *GOLD*, что можно трактовать как некоторую возможную «защитную» функцию Bitcoin'a²⁵⁹, однако стоит отметить, что в рассматриваемый период положительную корреляцию с дневными доходностями золота демонстрируют все без исключения фондовые индексы (в диапазоне от 0,1 для *HSI* до 0,17 для *ACWI*), так что такая интерпретация была бы некорректной.

Что касается контрольных переменных, то они демонстрируют достаточно высокую устойчивость, даже несмотря на практически 50% сокращение выборки (с 2071 наблюдений до 1173). Коэффициенты при запросах в Google имеют ровно такие же значения, что и в моделях без доходностей рыночных активов, однако запросы по ключевому слову «*bitcoin*» теперь значимы лишь на 10% уровне. Несколько вырос в абсолютном выражении коэффициент при *supply_active_1yr* (с -0,4/-0,5 до -0,5/-0,7).

²⁵⁸ Но без *SP500* и *ACWI*, так корреляция *NASDAQ* с ними на данной выборке составляет 0.94 и 0.92 соответственно, так что возникает проблема мультиколлинеарности, в пользу чего говорит и VIF-тест.

²⁵⁹ Такие выводы на основе похожих моделей делает также Дибберг в своей работе (Dyhrberg A. H. Bitcoin, gold and the dollar — A GARCH volatility analysis //Finance Research Letters. — 2016. — Т. 16. — С. 85-92)

Результаты оценивания моделей на недельных данных в период «интереса» представлены в таблице 17. Объясняющая способность моделей от добавления доходностей различных финансовых активов заметно выросла — R_{adj}^2 вырос с 0,153 до максимум 0,2162, хотя прирост не такой большой, как на дневных моделях (с 0,0243 до 0,1236 от добавления *NASDAQ*). Парадоксально, но самый большой прирост R_{adj}^2 среди одиночных и полных моделей обеспечивает доходность европейского рынка акций (*STOXX50*), а не *NASDAQ*, как того можно было ожидать после анализа результатов моделей на дневных данных. Важность европейского рынка на недельных данных можно связать с более мягким регулированием криптовалют в Европе по сравнению с США, где Комиссия по ценным бумагам и биржам под председательством Гэри Генслера в период с 2021 по 2025 уделяла особое и пристальное внимание криптовалютному рынку, которые многие представители индустрии находили неоправданным. Что касается контрольных переменных, то коэффициенты при них стабильны как с точки зрения значимости, так и с точки зрения магнитуды.

Если же сравнивать результаты моделей, оценённых на разных подвыборках, то можно однозначно отметить появление значимой статистической связи Bitcoin'a с рынком акций США и Европы, а их учёт приводит к заметному росту объясняющей способности моделей, даже с учётом внутренних факторов.

Таблица 17 — Результаты оценивания моделей с доходностями разных рынков на недельных данных в период с 01.05.2018 по 01.01.2024 г

	ACWI	SP500	NASDAQ	STOXX50	N225	SSEC	HSI	TLT	SHY	HYG	BNDX	DXY	GOLD	Brent
$r_{btc} = \alpha_1 + \beta_1 r_{market} + \epsilon_t$														
α_1	0,004	0,004	0,003	0,005	0,005	0,005	0,006	0,005	0,005	0,005	0,005	0,006	0,004	0,005
r_{market}	1,025***	0,892***	0,801***	0,94***	0,843***	0,379**	0,296*	0,067	2,29	0,969	2,406**	-1,552**	0,982**	0,244***
R_{adj}^2	0,0817	0,0659	0,0733	0,1040	0,0584	0,0093	0,0072	-0,0032	-0,0001	0,0240	0,0263	0,0211	0,0432	0,0245
$r_{btc} = \alpha_2 + \beta_2 r_{market} + \sum \omega_i control_i + \epsilon_t$														
α_2	0,005	0,004	0,004	0,005	0,005	0,006	0,006	0,006	0,005	0,005	0,005	0,006	0,004	0,006
r_{market}	0,75***	0,624***	0,597***	0,753***	0,605***	0,334**	0,187	0,211	2,971	0,569	2,159***	-1,309*	0,926**	0,164**
active_addr	0,226***	0,228***	0,236***	0,216***	0,236***	0,261***	0,254***	0,256***	0,254***	0,242***	0,247***	0,242***	0,25***	0,251***
«blockchain»	0,152***	0,16***	0,158***	0,142***	0,15***	0,164***	0,169***	0,183***	0,187***	0,171***	0,185***	0,167***	0,156***	0,173***
supply_cnctr_1p	27,34***	26,97***	26,7**	29,9***	28,67***	29,46***	29,08***	29,26***	29,4***	28,62***	29,69***	30,23***	31,94***	25,92**
bvol	-0,059***	-0,06***	-0,06***	-0,058***	-0,061***	-0,066***	-0,066***	-0,067***	-0,067***	-0,064***	-0,063***	-0,067***	-0,064***	-0,066***
ndf	-2,17***	-2,176***	-2,099***	-2,282**	-2,312***	-2,358***	-2,403***	-2,37***	-2,256**	-2,308***	-2,183**	-2,488***	-2,649***	-2,123**
R_{adj}^2	0,1941	0,1829	0,1916	0,2162	0,1808	0,1598	0,1543	0,1522	0,1555	0,1593	0,1739	0,1674	0,1910	0,1624

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где ** — значимость на 5%-ном уровне, * — на 10%. Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 296. Для сравнения, R_{adj}^2 модели только с контрольными переменными (без r_{market}) равен 0,153.

Наконец, в таблицах 18 и 19 представлены результаты оценивания моделей на дневных и недельных данных, но уже на всей имеющейся выборке. Ожидаемо, объясняющая способность моделей на всей выборке оказывается значительно ниже, чем на выборке только после мая 2018 года. При этом самой сильной объясняющей способностью среди рыночных факторов также обладает доходность *NASDAQ*, хотя результаты моделей на периоде «становления» демонстрируют, что в то время коэффициент при нём незначим. Стоит отметить, однако, что некоторые коэффициенты при доходностях традиционных активов оказываются достаточно близкими к тем, что получились в период «интереса»: коэффициент при *STOXX50E* 0,635 на дневных данных по всей выборке против 0,645 после мая 2018 года. На недельных данных аналогичная схожесть наблюдается и для коэффициента при *ACWI*.

В части анализа поведения коэффициентов при контрольных переменных от добавления доходностей традиционных активов, то на дневных данных можно обратить внимание на полное обнуление коэффициента при чистых оттоках/притоках на криптовалютные биржи (*bvol_ex_net*), а также снижение значимости коэффициента при поисковых запросов по теме «*blockchain*». На недельных данных коэффициенты при внутренних факторах остаются стабильными при добавлении доходностей рыночных активов, хотя положительный коэффициент при *supply_active_1yr*, как уже упоминалось ранее, несколько противоречит экономической логике.

Таблица 18 — Результаты оценивания моделей с доходностями разных рынков на дневных данных в период с 28.12.2013 по 01.01.2024 г.

	ACWI	SP500	NASDAQ	STOXX50	N225	SSEC	HSI	TLT	SHY	HYG	BNDX	DXY	GOLD	Brent
$r_{btc} = \alpha_1 + c_1 r_{btc,t-1} + \beta_1 r_{market} + \epsilon_t$														
α_1	0	0	0	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0	0	0,001	0,001	0,001
$r_{btc,t-1}$	-0,066**	-0,065***	-0,062**	-0,072**	-0,065**	-0,067**	-0,067**	-0,066**	-0,065**	-0,064**	-0,066**	-0,069**	-0,069**	-0,068**
r_{market}	0,718***	0,7***	0,648***	0,304*	-0,024	0,078	0,051	-0,029	1	0,962***	1,036	-0,456**	0,372***	0,099***
R^2_{adj}	0,0409	0,0418	0,0490	0,0137	0,0032	0,0039	0,0034	0,0032	0,0036	0,0208	0,0077	0,0057	0,0107	0,0073
$r_{btc} = \alpha_2 + c_2 r_{btc,t-1} + \beta_2 r_{market} + \sum \omega_i control_i + \epsilon_t$														
α_2	0	0	0	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0	0	0,001	0	0,001
$r_{btc,t-1}$	-0,064**	-0,063**	-0,06**	-0,07**	-0,063*	-0,065**	-0,065**	-0,064**	-0,063**	-0,062**	-0,064**	-0,067**	-0,068**	-0,066**
r_{market}	0,703***	0,688***	0,635***	0,302*	-0,033	0,077	0,047	-0,031	1,085	0,967***	1,023	-0,44**	0,388***	0,099***
bvol_ex_net	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
«blockchain»	0,011*	0,011*	0,011*	0,012*	0,012**	0,012*	0,012*	0,012*	0,012*	0,012*	0,012*	0,012*	0,012**	0,012**
supply_active_1yr	-0,438**	-0,426**	-0,43**	-0,465**	-0,451**	-0,456**	-0,459**	-0,456**	-0,45**	-0,461**	-0,445**	-0,451**	-0,486**	-0,462**
«bitcoin»	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009	-0,009
tvol	-0,003	-0,003	-0,003	-0,004	-0,004	-0,004	-0,004	-0,004	-0,004	-0,004	-0,004	-0,004	-0,004*	-0,004
R^2_{adj}	0,0523	0,0534	0,0603	0,0266	0,0162	0,0168	0,0163	0,0161	0,0167	0,0339	0,0205	0,0185	0,0243	0,0202

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где ** — значимость на 5%-ном уровне, * — на 10%. Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 2074. Для сравнения, R^2_{adj} модели только с контрольными переменными (без r_{market}) равен 0,0166. Разница с R^2_{adj} соответствующих моделей из подраздела 3.1.2 обусловлена меньшим количеством наблюдений.

Таблица 19 — Результаты оценивания моделей с доходностями разных рынков на недельных данных в период с 28.12.2013 по 01.01.2024 г.

	ACWI	SP500	NASDAQ	STOXX50	N225	SSEC	HSI	TLT	SHY	HYG	BNDX	DXY	GOLD	Brent
$r_{btc} = \alpha_1 + \beta_1 r_{market} + \epsilon_t$														
α_1	0,007	0,006	0,006	0,008*	0,007	0,008*	0,008*	0,008*	0,008	0,007	0,007	0,008*	0,007	0,008
r_{market}	0,94***	0,93***	0,808***	0,73***	0,771***	0,142	0,181	-0,028	-0,152	0,873*	2,017**	-0,646	0,512	0,204***
R_{adj}^2	0,0478	0,0480	0,0505	0,0445	0,0328	0,0002	0,0010	-0,0019	-0,0019	0,0122	0,0110	0,0021	0,0082	0,0121
$r_{btc} = \alpha_2 + \beta_2 r_{market} + \sum \omega_i control_i + \epsilon_t$														
α_2	0,007*	0,007	0,006	0,008*	0,007*	0,008*	0,008*	0,008*	0,008*	0,007*	0,007*	0,008*	0,007*	0,008*
r_{market}	0,767***	0,746***	0,653***	0,619***	0,649***	0,132	0,107	0,086	0,523	0,565	1,769**	-0,681	0,5	0,196***
active_addr	0,145***	0,142***	0,142***	0,146***	0,153***	0,158***	0,155***	0,155***	0,154***	0,149***	0,149***	0,159***	0,159***	0,158***
«blockchain»	0,153***	0,153***	0,152***	0,153***	0,151***	0,159***	0,162***	0,166***	0,166***	0,161***	0,167***	0,164***	0,161***	0,161***
supply_active_lyr	0,979***	0,993***	0,97***	1,007***	0,975***	0,983**	0,957**	0,987***	0,981***	0,981***	1,022***	0,975**	1,013***	0,942***
bvol_ex_out	-0,03***	-0,03***	-0,03***	-0,031***	-0,034***	-0,036***	-0,036***	-0,036***	-0,036***	-0,034***	-0,034***	-0,036***	-0,037***	-0,035***
tx_cnt	0,09***	0,089***	0,091***	0,093***	0,092***	0,096***	0,095***	0,094***	0,095***	0,092***	0,093***	0,092***	0,09***	0,096***
R_{adj}^2	0,1375	0,1364	0,1385	0,1380	0,1294	0,1067	0,1059	0,1052	0,1050	0,1108	0,1148	0,1094	0,1146	0,1179

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где ** — значимость на 5%-ном уровне, * — на 10%. Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 523. Для сравнения, R_{adj}^2 модели только с контрольными переменными (без r_{market}) равен 0,1066.

3.1.4 Выводы

Соотнесём теперь полученные результаты эмпирического исследования с выдвинутыми гипотезами (таблица 20).

Таблица 20 — Результаты проверки гипотез

	Данные	Период «становления» 2014-2018	Период «известности» 2018-2024	Г3. Результаты гипотезы остались неизменными на подвыборках
Г1. Коэффициенты β_i при внутренних факторах незначимы	<i>Дневные</i>	Отвергается	Отвергается	Скорее отвергается (изменился состав факторов, значения коэффициентов и объясняющая способность)
	<i>Недельные</i>	Отвергается	Отвергается	
Г2. Коэффициенты β_k при финансовых активах незначимы	<i>Дневные</i>	Не отвергается	Отвергается	Отвергается
	<i>Недельные</i>	Не отвергается	Отвергается	

В соответствии с первой гипотезой предполагалась незначимость коэффициентов при внутренних факторов в моделях доходностей Bitcoin'a. Результаты демонстрируют, что в каждый период можно было выделить некоторый пул переменных, который бы демонстрировал значимую связь с вариацией доходностей криптовалюты, что указывает на отвержение данной гипотезы на всех выборках и частотностях. При этом данная гипотеза отвергается более уверенно для моделей на недельных данных, чем на дневных данных, ввиду значительно более высоких показателей R_{adj}^2 — для моделей на дневных данных максимальный коэффициент детерминации составил всего 0,0249 против почти 0,15 на недельных. Это указывает на наличие среднесрочной связи цен криптовалюты с «внутренними» факторами, которые, однако, довольно слабо объясняют краткосрочную вариацию цены.

Из неотвержения 1-й гипотезы на всех подвыборках следует также и формальное неотвержение 3-й гипотезы (о неизменности результатов гипотезы на подвыборках). Однако более подробный анализ состава значимых факторов в моделях в разные периоды, значений коэффициентов при них и объясняющей способности моделей всё же говорит скорее в пользу отвержения 3-й гипотезы.

В частности, ни один из 18 рассмотренных показателей не продемонстрировал устойчивую значимость и на дневных, и на недельных данных на обеих подвыборках. На уровне дневных моделей в оба рассматриваемых периода нет ни одной общей стабильно значимой переменной, однако на недельных модели таких переменных оказалось две — ончейн объёмы

(*bvol*) и доля текущего предложения Bitcoin'a на 1% крупнейших кошельков в сети (*supply_cnctr_1p*). При этом *supply_cnctr_1p* оказался значим на двух подвыборках с разными знаками: в период «становления» рост этого показателя сопровождался ослаблением цены Bitcoin'a, в то время как в период «интереса» — укреплением. Это, в том числе, может свидетельствовать о произошедших изменениях в структуре крупнейших держателей, так и об изменении восприятия Bitcoin'a — от потенциального средства обмена и субститута денег к средству сбережения и накопления («цифровое золото»).

Стоит также обратить внимание на полученные результаты в части связи между динамикой доходностей Bitcoin'a и динамикой запросов в Google Trends, которая является достаточно хорошо задокументированной в научной литературе. Результаты оценённых моделей показывают, что связь не такая сильная на дневных данных и в основном запросы оказываются значимыми лишь в более поздний период. Причём «*blockchain*»-нарратив демонстрирует более крепкую связь с доходностями Bitcoin'a, чем запросы про сам «*bitcoin*». Это может быть связано, в том числе с тем, что с одной стороны, Bitcoin всё чаще воспринимается как ставка на будущее развитие блокчейн-технологий и индустрии в целом, а с другой — растёт интерес и к другим криптовалютам, использующим ту же технологическую базу.

Объясняющая способность моделей с внутренними факторами на разных подвыборках также заметно отличается. Особенно хорошо данный тезис подчёркивают результаты модели на дневных данных по всей выборке, чей максимальный R_{adj}^2 оказался даже хуже, чем R_{adj}^2 моделей, построенных на двух отдельных. На недельных данных R_{adj}^2 почти в 2 раза выше на поздней подвыборке по сравнению с более ранней.

Из всего этого можно сделать вывод, что полученные результаты в целом свидетельствуют в пользу содержательной гипотезы о наличии связи между доходностями Bitcoin'a и внутренними факторами, хотя и следует отметить, что внутренние факторы довольно слабо объясняют краткосрочную вариацию доходностей криптовалюты.

Вторая гипотеза о равенстве нулю коэффициентов при доходностях традиционных финансовых активов в моделях доходности Bitcoin'a в основном не отвергается на выборке в период «становления», но при этом достаточно явно отвергается в период «интереса», что также свидетельствует в пользу отвержения 3-й гипотезы о неизменности факторов доходности во времени.

В 2014–2017 годах устойчивой связи между Bitcoin'ом и традиционными активами практически не наблюдалось, когда как в 2018–2024 годах проявилась связь с западными рынками акций, особенно с американским *NASDAQ* на дневных данных и европейским *STOXX50* на недельных. Это свидетельствует об изменении восприятия инвесторами криптовалюты и является индикатором сближения рынка криптовалют и традиционного финансового рынка. При

этом можно отметить обратную по сравнению с «внутренними» факторами ситуацию — доходности западных рынков большую роль играют в объяснении вариации доходностей Bitcoin'a на дневных данных, чем на недельных. Так, добавление *NASDAQ* в модель с внутренними факторами на дневных данных приводило к увеличению R_{adj}^2 почти на 0,1 (в период «интереса»), а на недельных — на 0,04 (0,06 для *STOXX50*). Тем не менее вклад доходностей финансовых активов в объяснение вариации доходностей Bitcoin'a всё же не такой большой, что говорит о том, что Bitcoin может быть использован в качестве актива для диверсификации инвестиционных портфелей.

Таким образом, полученные результаты также свидетельствуют в пользу содержательной гипотезы о наличии связи доходностей криптовалюты с традиционными финансовыми активами. В этой связи особо стоит подчеркнуть, что так было не всегда и этот результат отражает современное положение вещей.

Что касается содержательной гипотезы о значимом изменении факторов доходности Bitcoin'a во времени, то результаты проведённого исследования также демонстрируют свидетельства и в её пользу, причём как в контексте внутренних факторов, так и в контексте связи с традиционными финансовыми активами²⁶⁰. В научной литературе является довольно распространённой практикой использование всего доступного набора наблюдений для цен Bitcoin'a, то есть с 2010 года. Полученные результаты подчёркивают, что принятие во внимание наличия различных периодов развития рынка криптовалют может приводить к недооценке степени актуальной связи (из-за усреднения коэффициентов) с важными факторам или вовсе к выводам об их незначимости.

3.2 Факторы доходности криптовалюты Ether

Настоящий подраздел посвящён анализу факторов доходности криптовалюты Ether блокчейна Ethereum, который, в отличие от Bitcoin'a, позиционируется не как платёжная система (или «цифровое золото»), но как цифровая платформа для создания смарт-контрактов. Гипотетически, данная особенность блокчейна Ethereum может каким-либо образом отражаться и в динамике цены криптовалюты Ether. Соответственно, в данном подразделе проверяются две содержательные гипотезы: о наличии связи доходностей Ether'a с «внутренними» факторами использования блокчейна Ethereum и о наличии связи доходностей Ether'a с динамикой остальных криптовалют. В качестве прокси на динамику криптовалютного рынка в рамках

²⁶⁰ Аналогичные результаты, которые в данном контексте могут трактоваться как своего рода «проверка робастности полученных оценок», были получены с помощью GARCH-моделей в работе Шилов К. Д., Зубарев А. В. Эволюция криптовалюты биткойн как финансового актива // *Финансы: теория и практика*. — 2021. — Т. 25. — №. 5. — С. 150-171.

данного подраздела используется Bitcoin, доля которого в капитализации всего рынка, как было показано ранее, стабильно превышает 50%.

3.2.1 Ethereum и децентрализованные приложения

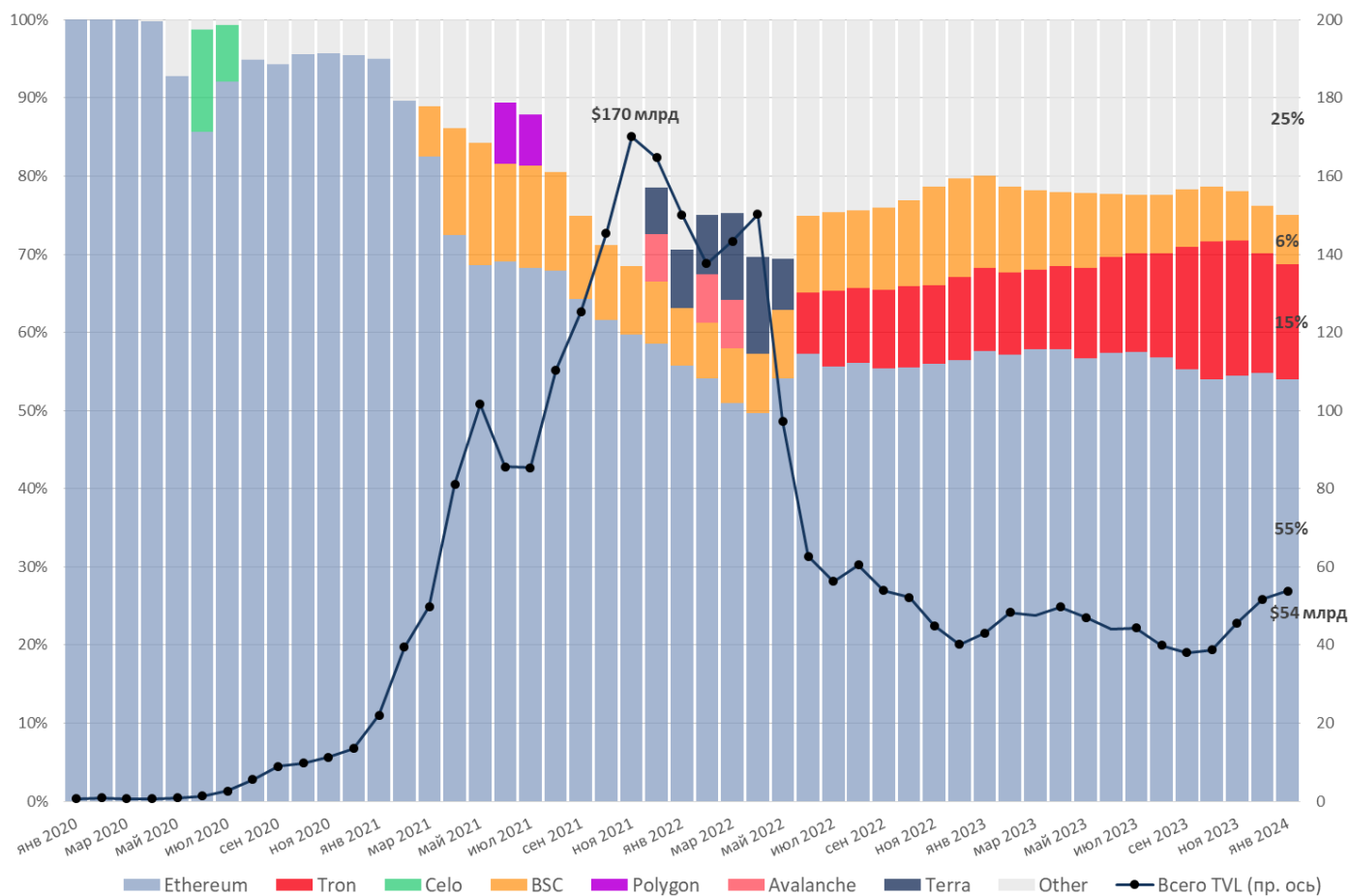
Прежде чем переходить непосредственно к эконометрическому моделированию, видится необходимым обсудить, каким образом особенность Ethereum как блокчейн-платформы может находить своё отражение в цене Ether’a.

По данным DappRadar более 5 тысяч различных децентрализованных приложений (dApps)²⁶¹ построено на смарт-контрактах Ethereum и его сетях второго уровня (Arbitrum, Base и др.). Самыми популярными категориями являются приложения из сферы децентрализованных финансов (DeFi), сервисы, связанные с созданием и продажей невзаимозаменяемых токенов (NFT), компьютерные игры, завязанные на NFT, ставки, лотереи и даже социальные сети. С точки зрения количества пользователей наиболее популярными являются DeFi-сервисы и игры, в то время как самыми капиталоемкими dApps являются именно DeFi-приложения — более 90%²⁶² от долларовой суммы всех пользовательских транзакций, взаимодействующих со смарт-контрактами децентрализованных приложений во всех блокчейнах (не только Ethereum), приходится на децентрализованные финансовые протоколы, биржи и обменники. В долларовом выражении еженедельный объём соответствующих транзакций с DeFi приложениями, например в ноябре 2024 года, превышал 100 млрд долларов США.

Основной метрикой размера того или иного DeFi-приложения является объём заблокированных на его счетах/смарт-контрактах криптовалют и токенов в долларовом выражении (Total Value Locked, TVL). Под “заблокированными” понимаются средства, размещённые пользователями на соответствующих адресах для получения процента (как на банковском вкладе) или в качестве залогового обеспечения для взятия займа. На рисунке 15 представлена динамика объёма заблокированных средств в DeFi приложениях по всем распределённым реестрам, а также распределение TVL по ним.

²⁶¹ По данным <https://dappradar.com/rankings/chains> на 12.11.2024. Долгое время Ethereum оставался сетью с самым большим количеством dApps, но относительно недавно такой сетью стал BNB Smart Chain.

²⁶² <https://dappradar.com/research/market-sectors>



Примечание. Месячные данные получены посредством усреднения дневного TVL. Источник: составлено автором по данным портала defillama.com.

Рисунок 15 — Объём размещённых средств в DeFi приложениях всего (млрд долларов США) и по блокчейнам (в % от общей суммы)

Несмотря на снижение использования Ethereum в качестве основного блокчейна для создания децентрализованных приложений, стабильно более 50% средств в DeFi-приложениях размещено именно на блокчейне Ethereum. В качестве главных конкурентов Ethereum можно назвать блокчейн Binance Smart Chain (BSC) и Tron.

Основной модуль Ethereum, который отвечает за исполнение смарт-контрактов и, следовательно, функционирование децентрализованных приложений, носит название Ethereum Virtual Machine. Именно с помощью данного модуля, используя вычислительные мощности валидаторов, и осуществляется работа смарт-контрактов²⁶³. С точки зрения валидаторов, однако, исполнение смарт-контрактов также является транзакцией, за которую они взимают комиссию, причём более высокую, чем при простом переводе средств. Это обусловлено тем, что, при прочих равных, на проведение транзакции, в которой пользователь переводит некоторое количество криптовалюты Ether (или других токенов, запущенных на Ethereum) с одного кошелька на

²⁶³ До перехода на алгоритм консенсуса «доказательства владения» в качестве валидаторов выступали майнеры, а теперь — стейкеры.

другой, затрачивается меньше мощности сети, чем на транзакцию, в которой пользователь переводит некоторое количество криптовалюты на смарт-контракт и вызывает какую-либо из его функций.

Комиссия в блокчейне Ethereum взимается в газах (gas), единице измерения объёма вычислительных усилий, необходимых для осуществления той или иной транзакции²⁶⁴. Цена на единицу газа выражается в Ether²⁶⁵, а конкретная стоимость газа в каждый момент времени определяется посредством спроса и предложения на услуги проведения транзакций в блокчейне Ethereum. Ввиду существования некоторого предельного уровня пропускной способности блокчейна Ethereum, с ростом общего количества транзакций или изменением пропорции между простыми переводами и взаимодействиями со смарт-контрактами в пользу последних, стоимость комиссий также растёт. Для того, чтобы уплачивать все эти комиссии, пользователям требуется покупать Ether.

Следовательно, можно предположить, что спрос на Ether для осуществления транзакций растёт: с количеством запущенных смарт-контрактов и dApps, с ростом транзакционной активности в целом и с увеличением числа взаимодействий со смарт-контрактами (в особенности), с объёмом уплаченных комиссий и с ростом количества пользователей. Соответственно, рост спроса при достаточно неэластичном предложении криптовалюты Ether ведёт, при прочих равных, к её удорожанию.

Более того, как было показано в обзоре литературы, покупка Ether'а может восприниматься в качестве «ставки» на развитие Ethereum как блокчейн-платформы, а все перечисленные выше показатели также отражают её развитие именно в этом ключе. В этой связи показатель объёма заблокированных средств (TVL) на смарт-контрактах DeFi-сервисов является индикатором текущего состояния целой экосистемы децентрализованных приложений, функционирующих на базе блокчейна Ethereum, поэтому логично предположить, что рост TVL, при прочих равных, должен в некоторой степени сопровождаться ростом Ether.

3.2.2 Данные и методология

Как и в разделе 3.1, основным источником цен и объёмов торгов является портал CoinDesk²⁶⁶, большинство блокчейн метрик взяты с портала CoinMetrics²⁶⁷, популярность поисковых запросов в Google по ключевым словам «*ethereum*» и «*blockchain*», соответственно,

²⁶⁴ <https://ethereum.org/en/developers/docs/gas/>

²⁶⁵ Если быть точным, то в gwei, равной 10^{-9} ETH, являющейся минимальной частью криптовалюты Ether. У Bitcoin минимальной единицей является satoshi, равно 10^{-8} BTC.

²⁶⁶ <https://www.coindesk.com/>

²⁶⁷ <https://www.coinmetrics.io/>

взяты с сервиса Google Trends²⁶⁸. Данные в части TVL на смарт-контрактах DeFi-приложений были взяты с сайта Defi Llama²⁶⁹.

Источником данных для составления показателей, отражающих интенсивность использования токенов и смарт-контрактов в сети Ethereum, послужила публично доступная SQL-база в сервисе Google BigQuery²⁷⁰, где содержатся таблицы данных, выгруженных напрямую из блокчейна Ethereum. С помощью нескольких SQL-запросов я собрал информацию о количества ежедневно активных адресов в сети Ethereum, в том числе: адресов, которые участвовали в транзакциях по переводу Ether; адресов (идентификаторов) токенов, с которыми в этот день были транзакции; адресов смарт-контрактов и, наконец, активных адресов пользователей, которое (их количество) рассчитывается как общее количество активных адресов за вычетом активных адресов смарт-контрактов.

Помимо количества адресов были также выгружены количества транзакций в похожей разбивке: количество всех транзакций за день; количество транзакций, в которых производился перевод криптовалюты Ether (помимо уплаты комиссии); количество транзакций, в которых участвовали какие-либо токены; и, наконец, количество транзакций, в которых отправителем или получателем является смарт-контракт. Естественным образом, данные метрики не являются взаимоисключающими, так как в рамках одной и той же транзакции может осуществляться как одновременно перевод Ether и токенов (особенно, если транзакция проходит через смарт-контракт). В таблице 21 представлено обозначение и описание 30 собранных фактора.

Таблица 21 — Список используемых переменных

Переменная	Описание
<i>tvol</i>	Биржевой объём торгов криптовалютой Ether за день на крупнейших криптовалютных биржах; единицы ETH
<i>btc</i>	Цена единицы Bitcoin (BTC); \$
<i>active_addr</i>	Количество адресов, совершивших хотя бы одну транзакцию в течение дня; шт.
<i>active_addr_bg_con</i>	Количество адресов смарт-контрактов, поучаствовавших хотя бы в одной транзакции в течение дня; шт.
<i>active_addr_bg_eth</i>	Количество адресов, поучаствовавших хотя бы в одной транзакции по переводу нативной криптовалюты Ether в течение дня; шт.
<i>active_addr_bg_tok</i>	Количество адресов, поучаствовавших хотя бы в одной транзакции по переводу токенов в течение дня; шт.
<i>active_addr_bg_tot</i>	Количество всех адресов, поучаствовавших хотя бы в одной транзакции в течение дня; шт.
<i>active_addr_bg_use</i>	Количество всех пользовательских адресов (не смарт-контрактов), поучаствовавших хотя бы в одной транзакции в течение дня; шт.
<i>tx_cnt</i>	Количество транзакций в блокчейне Ether за день; шт.
<i>tx_cnt_bg_con</i>	Количество транзакций в блокчейне Ether за день, в которых одной из сторон выступал смарт-контракт; шт.

²⁶⁸ <https://trends.google.com/trends/>

²⁶⁹ <https://defillama.com/>

²⁷⁰ DatasetID: bigquery-public-data.crypto_ethereum

Переменная	Описание
<i>tx_cnt_bg_eth</i>	Количество транзакций в блокчейне Ether за день, в которых осуществлялся перевод нативной криптовалюты Ether; шт.
<i>tx_cnt_bg_tok</i>	Количество транзакций в блокчейне Ether за день, в которых осуществлялся перевод токенов; шт.
<i>tx_cnt_bg_tot</i>	Количество всех транзакций в блокчейне Ether за день; шт.
<i>bvol</i>	Количество единиц криптовалюты Ether перемещенной между адресами в блокчейне за день (ончейн объёмы); ETH
<i>bvol_ex_in</i>	Количество единиц криптовалюты Ether, перемещённые на известные кошельки криптовалютных бирж; ETH
<i>bvol_ex_out</i>	Количество единиц криптовалюты Ether, перемещённые на известные кошельки криптовалютных бирж; ETH
<i>bvol_ex_net</i>	Чистый приток/отток единиц ETH на кошельки криптовалютных бирж (<i>bvol_ex_in</i> – <i>bvol_ex_out</i>); млн. ETH
<i>gas_used</i>	Объём использованного газа за день; ед. газа
<i>block_util</i>	Среднедневная заполненность блоков в блокчейне как доля использованного газа от общего предела газа во всех блоках за день ($gas_used / (GasLmtBlkMean * BlkCnt)$); %
<i>fee_block_reward</i>	Доля транзакционных комиссий в общем доходе всех майнеров (комиссии + добытые единицы криптовалют) за день; %
<i>supply_active_1yr</i>	Доля предложения криптовалюты, которое было активно (перемещалось) в течение 1 года; %
<i>velocity</i>	Оборачиваемость Ether'a. Совокупный стоимостной объём всех транзакций за предшествующие 365 дней делённый на текущее совокупное предложение
<i>whales</i>	Количество адресов, у которых на балансе сосредоточено не менее 0.01% всего предложения крипты; шт.
<i>supply_cnctr_1p</i>	Доля предложения, которая приходится на 1% самых «богатых» адресов в блокчейне; %
<i>ndf</i>	Доля предложения, которая приходится на адреса с более чем 0.01% всего предложения
<i>hashrate</i>	Среднедневные затраченные вычислительные мощности для поиска хэша требуемой сложности; терахэши/сек.
<i>difficulty</i>	Среднедневная сложность поиска хэша для формирования блока транзакций; единицы
<i>tvL</i>	Объём TVL в DeFi-приложениях на блокчейне Ethereum; \$
<i>ethereum</i>	Поисковые запросы «ethereum» в Google
<i>blockchain</i>	Поисковые запросы «blockchain» в Google

Примечание. Источник данных для *eth*, *tvL* и *btc* — CoinDesk, для переменных с *_bg_* в названии — BigQuery, для *tvL* — DefiLlama, для *ethereum* и *blockchain* — Google Trends.

Самыми короткими рядами из собранных являются показатели TVL, первое наблюдение по которым доступно лишь с 27.04.2018, таким образом, я использовать выборку в период с 27.04.2018 по 15.09.2022 включительно, что даёт в совокупности 1595 точек. Последний день выборки приходится на глобальное обновление Ethereum “The Merge”, после которого сеть

полностью перешла с алгоритма консенсуса «доказательство работы» на «доказательство владения»²⁷¹.

Все переменные (кроме, *bvol_ex_net*) были переведены в разности логарифмов (дневные доходности). Как и внутренние факторы Bitcoin'a в подразделе 3.1, во многих из собранных показателей в части внутренних факторов Ether QS-тест свидетельствует в пользу наличия выраженной недельной сезонности (кроме цен криптовалют *eth* и *btc*, а также показателей *supply_active_1yr*, *whales*, *difficulty*, *hashrate* и *tv*). Соответственно, к таким переменным я применяю процедуру, описанную в подразделе 3.1, включающую в себя взятие седьмой разности и MSTL-сглаживание. Все полученные в результате ряды стационарны: ADF-тест отвергает гипотезу наличия единичного корня для всех показателей на 1% уровне значимости. Описательная статистика дневных доходностей (лог-разности) используемых переменных после удаления сезонной компоненты представлена в таблице 22.

Таблица 22 — Описательная статистика используемых рядов (дневные доходности)

Показатель	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум	Коэффициент асимметрии	Коэффициент эксцесса
<i>r_{eth}</i>	0,0005	0,0516	-0,624	0,233	-1,3472	15,6505
<i>eth_btc</i>	0	0,0286	-0,1711	0,2071	0,4998	4,7049
<i>tv</i>	-0,0005	0,3753	-1,7534	1,7521	-0,0913	2,2014
<i>btc</i>	0,0005	0,0392	-0,5291	0,176	-1,5424	22,5054
<i>active_addr</i>	-0,0003	0,1256	-0,7684	0,7493	-0,1687	4,4784
<i>active_addr_bg_con</i>	0,0001	0,3289	-2,0759	2,1349	-0,0304	10,2078
<i>active_addr_bg_eth</i>	-0,0003	0,1272	-0,8837	0,9007	-0,1952	7,1568
<i>active_addr_bg_tot</i>	-0,0002	0,1686	-1,2677	1,2657	-0,0613	11,9787
<i>active_addr_bg_use</i>	-0,0002	0,1729	-1,2697	1,2672	-0,0692	11,2623
<i>tx_cnt</i>	-0,0004	0,1043	-0,4707	0,466	-0,0733	2,2399
<i>tx_cnt_bg_eth</i>	-0,0003	0,1097	-0,6623	0,693	-0,1733	4,5169
<i>tx_cnt_bg_tok</i>	0,0001	0,1586	-1,2456	1,2236	-0,0711	14,0054
<i>tx_cnt_bg_tot</i>	-0,0001	0,0941	-0,5942	0,5918	-0,1813	5,3521
<i>bvol</i>	0,0006	0,4587	-2,6906	2,3234	-0,1293	2,6765
<i>bvol_ex_in</i>	0,0005	0,5628	-2,177	2,2987	0,0124	0,6156
<i>bvol_ex_net</i>	0,001	0,1332	-0,9061	0,899	0,197	7,39
<i>bvol_ex_out</i>	0,0002	0,4843	-2,2531	2,0677	-0,0669	1,125
<i>gas_used</i>	-0,0001	0,0476	-0,2312	0,2457	0,0492	4,4134
<i>block_util</i>	0	0,0453	-0,3592	0,3608	0,0845	10,5298
<i>supply_active_1yr</i>	-0,0002	0,0041	-0,0701	0,0686	-0,53	180,6342
<i>whales</i>	-0,0001	0,0049	-0,1157	0,0265	-8,1238	199,0409
<i>supply_cnctr_1p</i>	0	0,0003	-0,0022	0,0019	-0,0624	17,6697
<i>ndf</i>	0	0,0016	-0,0232	0,023	-0,0829	60,487
<i>hashrate</i>	0,0009	0,0211	-0,081	0,0686	-0,1339	0,1797

²⁷¹ После обновления значительным образом преобразился как механизм эмиссии, так и комиссионное ценообразование, что, например, приводит к неактуальности таких параметров как *hashrate* и *difficulty*, появлению таких параметров как «сжигание» Ether, а также изменению динамики выпуска новых единиц криптовалюты. Подробнее см. Jermann U. J. A macro finance model for proof-of-stake ethereum // Available at SSRN 4335835. — 2023.

Показатель	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум	Коэффициент асимметрии	Коэффициент эксцесса
<i>difficulty</i>	0,0008	0,021	-0,363	0,1666	-3,2873	60,1712
<i>ttl</i>	0,0069	0,1822	-2,0336	3,9896	7,0321	194,8059
« <i>blockchain</i> »	0	0,1445	-1,0985	1,81	1,4312	36,0946
« <i>ethereum</i> »	0,0005	0,2396	-1,32	2,1041	0,3464	9,0691

Распределение логарифмов разности практически всех переменных заметно отличается от нормального — для большинства показателей наблюдается достаточно сильное отклонение коэффициентов асимметрии от нуля, а значения коэффициентов эксцесса в основном в несколько раз (иногда в десятки раз) больше 3-х. Сравнивая доходности Ether (r_{eth}) и Bitcoin'a (btc), можно отметить, что Ether является более волатильной криптовалютой — более высокое стандартное отклонение доходностей, более низкие минимальные и более высокие максимальные значения.

Предполагаемая связь между различными метриками использования блокчейна Ethereum и ценой криптовалюты Ether может не наблюдаться на дневных данных, в связи с чем я также использую недельные данные. В качестве недельных данных в общем случае используется разность логарифмов значений переменной между двумя последовательными понедельникам. Для отдельных переменных в качестве значений для недельных данных используется не просто значение в этот день, но сумма или среднее значение (в зависимости от смысла переменной), рассчитанное за предшествующие 7 (как в разделе 3.1).

В рамках настоящего раздела я придерживаюсь аналогичной стратегии исследования, как и в разделе 3.1 для Bitcoin'a. Сначала я оцениваю множество различных спецификаций линейных регрессий (формула 2), в которых в качестве зависимой переменной я использую доходность криптовалюты Ether (r_{eth}), а в качестве регрессоров — всевозможные наборы из всех имеющихся «внутренних» факторов (максимум 5 регрессора).

$$r_{eth} = \alpha + \sum_{k=1}^5 \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2)$$

Основной метрикой качества моделей является скорректированный коэффициент детерминации R_{adj}^2 , по которому я сортирую модели и анализирую пять лучших спецификаций. Как и ранее для моделей доходностей Bitcoin'a, анализ доходностей Ether на предмет автокорреляции (ACF, PACF, тесты Льюнга-Бокса и Бройша-Годфри) выявил необходимость добавления «ближних» (1-й и 2-й) лагов r_{eth} в модели на дневных данных для учёта самой явной автокорреляции. При оценивании моделей также используются скорректированные на гетероскедастичность и автокорреляцию стандартные ошибки Ньюи-Веста с явным указанием 9-го порядка автоковариации матрицы ошибок для дневных данных (чтобы учесть сезонную компоненту в МА-части для переменных, подвергнутых недельному дифференцированию).

С помощью описанных моделей проверяется первая гипотеза, в соответствие с которой коэффициенты при метриках использования блокчейна Ethereum'a β_k равны 0. Если гипотеза

будет отвергнута, то это позволит говорить о том, что в цене Ether'a находит своё отражение «фундаментальный» аспект использования блокчейна Ethereum как платформы для создания смарт-контрактов и децентрализованных приложений.

Затем в лучшие с точки зрения R_{adj}^2 спецификации я добавляю доходность криптовалюты Bitcoin в качестве еще одного регрессора. На основе этих моделей проверяется вторая гипотеза об отсутствии связи доходностей Ether'a с доходностями криптовалютного рынка, в качестве которого прокси которого используется доходность Bitcoin'a, то есть предполагается, что $\beta_{BTC} = 0$. Отвержение этой гипотезы будет свидетельствовать в пользу наличия соответствующей связи. Данные модели также позволяют проверить робастность коэффициентов, полученных при проверке первой гипотезы. Выдвинутые гипотезы проверяются на дневных и недельных данных.

Помимо непосредственно цены криптовалюты Ether, номинированной в долларах США, видится логичным также повторить анализ с использованием доходностей Ether относительно криптовалюты Bitcoin (eth_btc). Использование eth_btc в качестве зависимой переменной позволяет оценить корреляцию криптовалюты Ether с рассматриваемыми факторами опосредованно от общей динамики криптовалюты рынка. Например, если TVL в долларовом выражении значимо и положительно коррелирует с eth_btc , то можно предположить, что рост использования Ethereum как платформы для DeFi приложений приводит к «укреплению» Ether относительно Bitcoin'a. Как можно наблюдать на рисунке 16, динамика долларовой цены ETH не всегда совпадает с динамикой eth_btc . В целом, рост Ether'a в 2020–2021 году сопровождавшийся, в том числе, ростом сектора DeFi, действительно наблюдался в обоих выражениях.



Рисунок 16 — Динамика Ether в долларах США и относительно Bitcoin’а (правая шкала)

3.2.3 Результаты эконометрического моделирования

В таблице 23 представлены результаты оценивания 5 лучших с точки зрения R_{adj}^2 моделей для дневных долларовых доходностей криптовалюты Ether из 146 595.

Таблица 23 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей ЕТН, дневные данные

	1	2	3	4	5
α	0,0005	0,0005	0,0005	0,0004	0,0005
$r_{eth,t-1}$	-0,1017***	-0,1014***	-0,1026***	-0,1093***	-0,1066***
$r_{eth,t-2}$	0,0707***	0,0736***	0,0701***	0,0672***	0,0691***
tvол	-0,0174***	-0,0196***	-0,0182***	-0,0215***	-0,0215***
«ethereum»	0,0229***	0,0216**	0,0231***	0,0209**	0,021**
tx_cnt	0,0394***	0,0375***	0,0393***	0,0386***	0,0372***
velocity	-1,2995*	-1,3079*	-1,3383*	-1,387*	-1,3945*
bvol_ex_out	-0,0069**				
fee_block_reward		-0,0074			
bvol_ex_in			-0,005**		
tvл				0,0119***	
whales					0,3873
R_{adj}^2	0,0456	0,0455	0,0448	0,0445	0,0441

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне.

Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 1592.

Максимальный R_{adj}^2 моделей составил всего 0.0456. В представленных моделях можно обнаружить много значимых коэффициентов. В 5 представленных моделях коэффициенты при 3-х показателях устойчиво значимы на 5% уровне. Торговые объёмы ($tvol$) устойчиво значимы с отрицательным знаком, что свидетельствует о том, что рост торговых объёмов на 1% сопровождаются снижением цены Ether приблизительно на 0,02% (в зависимости от спецификации). Учитывая, что стандартное отклонение $tvol$ на выборке составляет всего 0,3753, то можно сказать, что данная связь, в среднем, играет не самую большую роль в объяснении вариации криптовалюты. Положительно с ростом цены Ether коррелируют также динамика запросов в Google «*ethereum*» и количество транзакций с криптовалютой Ether (tx_cnt), но тоже с достаточно низкими коэффициентами. На 10% уровне также оказались значимыми и с отрицательным знаком коэффициенты при оборачиваемости Ether'a ($velocity$). Отрицательный знак при $velocity$ соответствует экономической логике: рост оборачиваемости эквивалентен росту предложения криптовалют и, при прочих равных, снижению её цены.

Среди прочих переменных в 5 лучших моделях значимыми с отрицательными знаками оказались также коэффициенты при объёмах депозитов ($bvol_ex_in$) и выводов ($bvol_ex_out$) криптовалюты Ether с криптовалютных бирж, что несколько неожиданно. Можно было бы ожидать, что, при прочих равных, перемещение криптовалюты на биржи свидетельствует о намерении пользователей продать её и должно сопровождаться снижением цены. В то же время отток криптовалют с биржи, наоборот, свидетельствует о том, что пользователи не собираются продавать в ближайшее время криптовалюту, что, при прочих равных, снижает предложение и может ассоциироваться с ростом цены. На имеющейся выборке, однако, коэффициент корреляции между двумя этим переменными равен 0,73, а также их корреляция с общими ончейн-объёмами ($bvol$) составляет 0,63, так что, вероятно, отрицательные коэффициенты при $bvol_ex_out$ и $bvol_ex_in$ скорее в большей степени отражают просто динамику $bvol$ (который также оказывается значимым с отрицательным знаком в 50% моделей). Также значимым с положительным знаком оказался коэффициент при объёме заблокированных средств в DeFi-приложениях на блокчейне Ethereum (tvf), причём коэффициент при tvf устойчиво значим во всех моделях, что указывает на некоторую наличие некоторой связи между популярностью DeFi-приложений и ценой Ether'a.

В таблице 24 представлены результаты оценивания 5 моделей долларовой доходности Ether на недельных данных с наивысшими R_{adj}^2 среди 146 595.

Таблица 24 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей EТН, недельные данные

	1	2	3	4	5
α	0.0068	0.0068	0.0073	0.0073	0.007
«ethereum»	0.1516***	0.1622***	0.139***	0.1437***	0.165***
tv1	0.0833***	0.0855***	0.0817***	0.0825***	0.0841***
bvol	-0.1927***	-0.1809***	-0.1794***	-0.1837***	-0.1829***
velocity	1.0815***	1.0939***	1.1019***	1.1199***	1.1179***
tx_cnt_bg_tot	0.3944***				
tx_cnt_bg_tok		0.2442***			
active_addr_bg_eth			0.2549***		
tx_cnt_bg_eth				0.2785***	
tx_cnt_bg_con					0.2657**
R_{adj}^2	0.2272	0.2257	0.223	0.2189	0.2167

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне.

Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 228.

Как можно заметить, коэффициент детерминации на недельных данных заметно вырос и достиг 0,2272 в наилучшей модели, при этом основными значимыми переменными оказываются вновь, как и на дневных данных, динамика запросов в Google «*ethereum*», оборачиваемость (*velocity*) и TVL DeFi-приложений (*tv1*). Также значимым оказался и коэффициент при ончейн-объёме (*bvol*), причём с отрицательным знаком, что свидетельствует о том, что рост объёмов в сети Ethereum обычно сопровождается снижением цены.

Показатель оборачиваемости (*velocity*) на недельных данных оказался значимым с положительным знаком, в отличие от дневных моделей. Это может объясняться тем, что ввиду существования развитого DeFi-сектора на блокчейне Ethereum и в целом исходя из его позиционирования как платформы для смарт-контрактов, рост оборачиваемости Ether'a на длинном горизонте может свидетельствовать о появлении новых децентрализованных приложений. Это говорит о развитии сети Ethereum, росте её ценности для пользователей, что в итоге также отражается и на динамике цены Ether.

В 5 лучших моделях также значимы коэффициенты при прочих переменных, все из которых так или иначе отражают фактическую активность пользователей в сети Ethereum, то есть сетевые эффекты — количество всевозможных транзакций (*tx_cnt_bg_tot*, *tx_cnt_bg_tok*, *tx_cnt_bg_eth*, *tx_cnt_bg_con*) и количество активных адресов, вовлечённых в транзакции с Ether (*active_addr_bg_eth*). Таким образом, рост активности сопровождается ростом цены Ether.

Рассмотрим теперь результаты моделей с включением доходностей Bitcoin'a в качестве объясняющей переменной. В таблице 25 представлены результаты оценивания 5 лучших из 133 398 таких оценённых моделей на дневных данных.

Таблица 25 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей ETH с добавлением доходностей BTC, дневные данные

	1	2	3	4	5
α	-0,0001	-0,0001	-0,0001	-0,0001	-0,0001
$r_{eth,t-1}$	-0,012	-0,0117	-0,0075	-0,0078	-0,0123
$r_{eth,t-2}$	0,0203	0,0189	0,0206	0,0208*	0,0205*
btc	1,0939***	1,0975***	1,0955***	1,0945***	1,0932***
«ethereum»	0,0112**	0,0092**	0,0114**	0,0123**	0,0119**
tx_cnt	0,0209***	0,0414***	0,0337***	0,0343***	0,0205***
«blockchain»	-0,0165**	-0,0155**	-0,0167**	-0,0172***	-0,0169**
tv1	0,0068***	0,0067***			0,0066***
bvol_ex_out	-0,003*		-0,0029*		
tx_cnt_bg_eth		-0,0237*			
active_addr_bg_eth			-0,0142*	-0,0152*	
tv1				-0,0039*	-0,0038*
R_{adj}^2	0,7036	0,7035	0,7035	0,7035	0,7034

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне.

Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 1592.

Добавление доходностей Bitcoin'a значительным образом повышает объясняющую способность моделей — показатель R_{adj}^2 вырос с 0,0456 до 0,7036. Коэффициент *btc* значим во всех моделях, а его значение устойчиво превышает 1 (в диапазоне от 1,0972 до 1,1023 в зависимости от спецификации). В среднем рост цены Bitcoin'a на 1% сопровождается ростом Ether на 1,1%. Этот факт в том числе отражает восприятие рынком Ether как более рискованного актива по сравнению с Bitcoin'ом.

Что касается значимых коэффициентов, то в 5 наилучших с точки зрения R_{adj}^2 моделях вновь можно наблюдать значимые коэффициенты при динамике запросов в Google, причём теперь не только по запросу «*ethereum*», но и по запросу «*blockchain*» (хотя и с отрицательным знаком и значим всего в 14% моделей). Данные переменные оказываются совместно значимыми (коэффициенты при них практически никогда не значимы в моделях, где встречается только 1 из них). Между *tx_cnt* и *tx_cnt_bg_eth* наблюдается мультиколлинеарность — коэффициент парной корреляции между ними составляет 0.87, при этом знак коэффициента при *tx_cnt_bg_eth* оказывается отрицательным. В моделях без *tx_cnt* коэффициент, однако, значимый и положительный (со значением около 0,02). Тем не менее, значение статистик VIF-теста для модели 2 из таблицы 25 меньше 5, что указывает на «некритичный» характер мультиколлинеарности.

Тем не менее все эти внутренние факторы не дают какого-то экономически значимого прироста объясняющей способности. Так, по сравнению с моделью, в которую включается только доходность Bitcoin'a, в которой R_{adj}^2 составляет 0,6997, включение 5 значимых

внутренних факторов даёт прирост всего на 0,0039. Однако тест Вальда на равенство нулю всех коэффициентов при внутренних факторах отвергается на 1% уровне значимости для всех спецификаций из таблицы 25. Таким образом, можно сделать вывод о том, что дневные доходности Ether'a в основном объясняются доходностями Bitcoin'a, в то время как внутренние факторы объясняют лишь достаточно малую часть вариации.

Как и на дневных данных, добавление доходностей Bitcoin'a в качестве объясняющей переменной значительно повышает коэффициент детерминации. Лучшие 5 моделей из дополнительно 133 398 оценённых представлены в таблице 26.

Таблица 26 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей ETH с добавлением доходностей BTC, недельные данные

	1	2	3	4	5
α	-0,0023	-0,0024	-0,0078	-0,0024	-0,0037
btc	0,9994***	1,0045***	1,0097***	1,0253***	1,011***
difficulty	0,2557***	0,2515***	0,2399***	0,3396***	0,2754***
bvol	-0,0462**	-0,0368**	-0,0499**	-0,0576**	-0,0523**
tv1	0,0261**	0,0272**	0,0278**		0,0256***
whales	0,9933**	1,0541**			
tx_cnt_bg_tot	0,2159***		0,2318***		
tx_cnt_bg_tok		0,1376***			
supply_cnctr_1p			-9,4782**		
gas_used				0,3171**	0,2427**
tx_cnt				-0,3457*	
tx_cnt_bg_eth				0,4228**	
active_addr_bg_eth					0,1229**
R_{adj}^2	0,687	0,687	0,6869	0,6868	0,6867

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне.

Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 228.

Прирост коэффициента детерминации в лучшей модели из таблицы 26 по сравнению с одиночной моделью с доходностями BTC на недельных данных чуть лучше — 0,687 против 0,6579. Сам коэффициент при Bitcoin'e варьируется в чуть более широком диапазоне — от 0,98 до 1,09 в зависимости от спецификации (1,08 в одиночной модели). Можно отметить, что показатель сложности майнинга (*difficulty*) оказывается устойчиво значимым в 99% моделей с включением *btc*. На недельных моделях без включения *btc* показатель сложности тоже был устойчиво значим, однако основными объясняющими переменными оказывались «*ethereum*», *velocity*, *bvol* и *tv1*. С добавлением доходности Bitcoin'a значимость *bvol* и *tv1* остаётся, но коэффициенты при них в 3-5 раз ниже по модулю. При этом коэффициенты при *velocity* и «*ethereum*» оказываются вообще незначимыми почти в 100% спецификаций. Это может говорить о том, что на недельных данных данные переменные в основном отражали динамику общего сентимента относительно рынка криптовалют, который в большей степени отражён в

динамике *btc*. В целом, помимо *difficulty*, *bvol* и *tv1*, значимость остальных переменных не является такой устойчивой.

В таблицах 27 и 28 представлены результаты 5 лучших моделей (из 146 595 оценённых), где в качестве объясняемой переменной используется доходность Ether’а относительно Bitcoin’а (*eth_btc*) на дневных и недельных данных соответственно.

Таблица 27 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей EТН *eth_btc*., дневные данные

	1	2	3	4	5
α	0	0	0	0	0
«blockchain»	-0,0162**	-0,016**	-0,0152**	-0,0159**	-0,0153**
tx_cnt	0,0369***	0,0435***	0,023***	0,0224***	0,036***
«ethereum»	0,0126***	0,0125***	0,0109**	0,0121**	0,0111**
tv1	-0,0054**	-0,0051**		-0,0052**	
active_addr_bg_eth	-0,0159**				-0,0145*
tx_cnt_bg_eth		-0,0237*			
tv1			0,0068***	0,0065***	
bvol_ex_out			-0,0039**		-0,0038**
R^2_{adj}	0,0138	0,0138	0,0138	0,0136	0,0135

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне.

Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 1594.

Таблица 28 — Результаты оценивания 5 лучших моделей для доходностей *eth_btc*, недельные данные

	1	2	3	4	5
α	-0,0023	-0,0024	-0,0078	-0,0037	-0,0024
difficulty	0,2556***	0,2522***	0,2415***	0,2769***	0,2413***
tv1	0,0261***	0,0274***	0,0283***	0,026***	0,0251***
bvol	-0,0461***	-0,037**	-0,0506***	-0,053***	-0,0464***
whales	0,9928**	1,0584**			
tx_cnt_bg_tot	0,2157***		0,2347***		
tx_cnt_bg_tok		0,1382***			
supply_cnctr_1p			-9,466**		
active_addr_bg_eth				0,1256**	0,3028***
gas_used				0,2415**	
active_addr					-0,1824**
R^2_{adj}	0,0947	0,0946	0,0942	0,0937	0,0933

Примечание. Звездочками отмечена значимость, где *** — значимость на 1%-ном уровне.

Для определения значимости коэффициентов используются робастные ошибки. Количество наблюдений — 228.

Полученные результаты демонстрируют достаточно близкие оценки коэффициентов при внутренних факторах, как в и моделях с добавлением доходностей Bitcoin'а. Это указывает, в том числе, на стабильность полученных результатов касательно факторов доходности Ether'а. При этом полученные R_{adj}^2 заметно выше, чем прирост R_{adj}^2 от добавления этих факторов в модель к *btc*, особенно заметен прирост на недельных данных.

3.2.4 Выводы

В соответствие с первой гипотезой в рамках данного подраздела предполагалось, что доходность криптовалюты Ether связана с метриками использования блокчейна Ethereum ($\beta_k = 0$). Результаты оценивания более 800 тысяч моделей демонстрируют, что формально статистическую гипотезу об отсутствии связи доходностей Ether с «внутренними» факторами можно отвергнуть, так как даже в моделях с включением доходности Bitcoin'а ряд коэффициентов, отражающих именно использование блокчейна Ethereum, остаются значимыми. В частности, для объяснения дневной динамики Ether оказываются стабильно значимыми коэффициенты при количестве транзакций (*tx_cnt*) и объёме заблокированных средств на смарт-контрактах DeFi-приложений (*ttl*). На недельных данных важными оказываются также *ttl* и ончейн-объёмы (*bvol*), а также сложность майнинга (*difficulty*).

Тем не менее в контексте значимости именно экономического эффекта содержательная гипотеза о связи доходности Ether с внутренними факторами скорее отвергается ввиду низкой объясняющей способности соответствующих моделей²⁷².

Вторая выдвинутая гипотеза об отсутствии связи доходности Ether'а с доходностями криптовалютного рынка ($\beta_{BTC} = 0$), в качестве прокси которого я использую доходность Bitcoin'а, строго отвергается. Во всех моделях коэффициент при переменной *btc* оказывался значимым и в подавляющем количестве моделей превышал единицу, что свидетельствует о восприятии рынком криптовалюты Ether как более рискованной по сравнению с Bitcoin'ом.

Данный результат также свидетельствует в пользу выдвинутой ранее второй содержательной гипотезы, что доходности отдельных криптовалют в значительной степени связаны с доходностью рынка криптовалют. Как показали результаты этого подраздела, источником около 70% вариации Ether является криптовалютный рынок.

Отдельно хочется отметить устойчивую значимость коэффициента при *ttl* во всех рассмотренных моделях. Это свидетельствует о том, что развитие DeFi-экосистемы на блокчейне Ethereum в некоторой степени отражается в ценах Ether, подчёркивая отличительную

²⁷² Аналогичные результаты, которые в данном контексте могут трактоваться как своего рода «проверка робастности полученных оценок», были получены в другой моей работе, в которой использовался похожий подход, однако оценивались GARCH-модели и на несколько иной выборке. См. Шилов К. Д., Зубарев А. В. Факторы доходности Ethereum как платформы для создания децентрализованных приложений // Финансовый журнал. — 2023. — Т. 15. — №. 1. — С. 95-115.

особенность блокчейна Ethereum по сравнению с Bitcoin'ом. Возможно, с ростом капитализации рынка и ростом интереса институциональных инвесторов к другим криптовалютам важность внутренних факторов возрастет. Пока же основным драйвером изменения Ether является именно общее настроения криптовалютного рынка.

3.3 Факторы доходностей категориальных портфелей криптовалют

В двух предыдущих подразделах анализировались факторы доходности двух крупнейших по капитализации криптовалют — Bitcoin'a и Ether'a. Однако помимо них существует еще несколько тысяч криптовалют, которые можно отнести к различным классам и категориям. В рамках данного подраздела с помощью построения адаптированных для криптовалютного рынка факторных моделей (аналог CAPM и моделей Фамы-Френч) я анализирую факторы доходностей не отдельных криптовалют, а сразу целых категорий. Данные модели, как было показано во второй главе, активно применяются и для рынка криптовалют. Тем не менее, в литературе практически отсутствуют работы, которые рассматривают их применительно к целым категориям криптовалют.

Использование факторных моделей позволит проверить практически все из выдвинутых содержательных гипотез²⁷³, а именно о наличии связи доходностей криптовалют с доходностью всего рынка цифровых валют и что эта связь может отличаться от категории к категории, о существовании на криптовалютном рынке некоторых совокупных факторов риска и близости в этом смысле данного рынка с фондовым рынком с точки зрения его структуры, о наличии связи между доходностью рынка криптовалют и фондового рынка, а также о принципиальных отличиях всех данных связей на разных периодах развития рынка криптовалют.

3.3.1 Формирование выборки

Основным источником данных в рамках данного подраздела является портал Coingecko.com, с помощью API которого была выгружена информация в части рыночной капитализации, объема торгов и цен 13 461 криптовалют за период с апреля 2013 года по конец мая 2022²⁷⁴.

Ввиду наличия периодов пузырей в динамике рынка криптовалют, что подробнее обсуждалось во второй главе, а также в подразделе 3.1, выборка была некоторым образом

²⁷³ Кроме первой содержательной гипотезы о связи внутренних факторов с доходностью криптовалют, так как лишь по довольно малому числу криптовалют имеются надёжные агрегированные исторические данные по основным блокчейн-метрикам и метрикам использования. Тем не менее, вопрос построения обобщённых факторов доходности по каким-либо внутренним факторам является интересным и актуальным направлением исследований, и, вероятно, будет затронут в будущих работах автора.

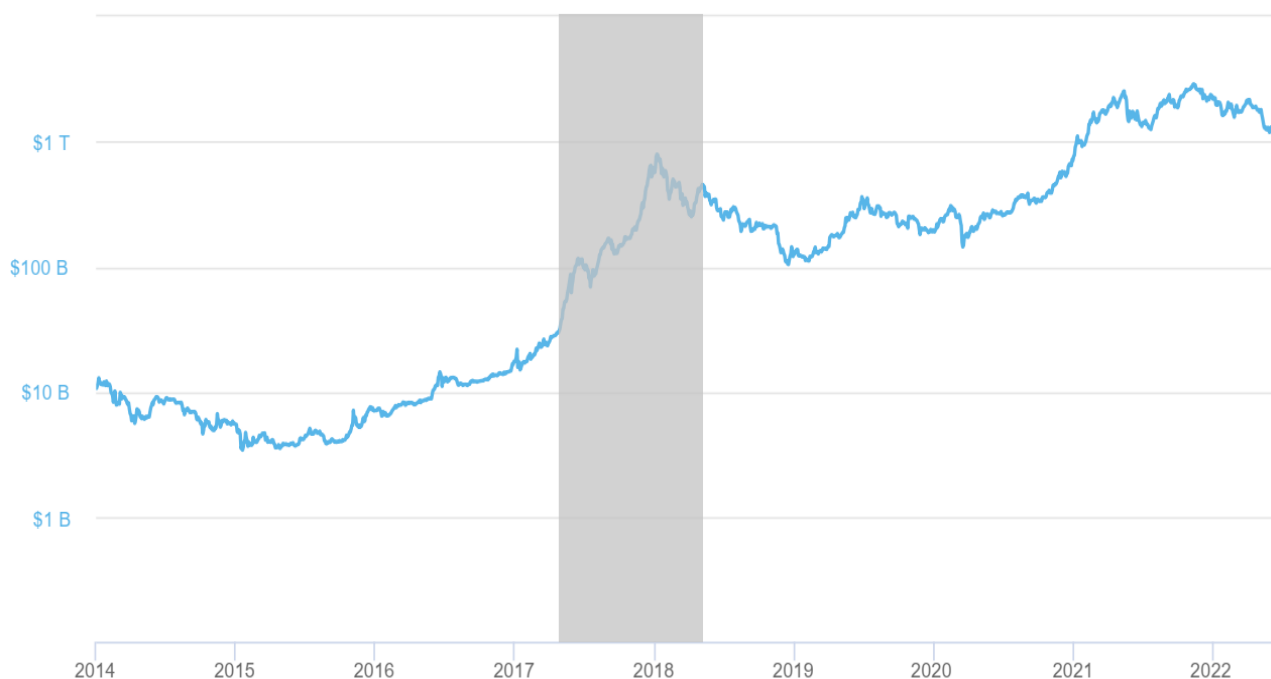
²⁷⁴ Скачивание данных осуществлялась в конце июня 2022 года в течение нескольких дней ввиду ограничений на доступность данных в бесплатной версии Coingecko API. С 2024 года Coingecko еще больше ограничил бесплатную версию, оставив доступ лишь к историческим данным всего за 1 год.

ограничена посредством разбиения всей выборки на более однородные с точки зрения тенденций подпериоды.

В первую очередь, аналогично разделу 3.1, был исключён из рассмотрения период 2013–начала 2014 года, так как этот период характеризуется взрывным ростом рынка, а многие исследователи отмечали множественные пузыри в тот период. Далее, из рассмотрения был также исключён период пузыря на рынке криптовалют в 2017–2018 годах. Наличие таких периодов, характеризующихся взрывным ростом цен на активы, может привести к искажению получаемых оценок. Таким образом, моделирование производится на 3-х подвыборках:

- 1) Вся выборка (06.04.2014 — 29.05.2022),
- 2) Период «становления» рынка криптовалют (06.04.2014 — 30.04.2017),
- 3) Период «известности» рынка криптовалют (05.06.2018 — 29.05.2022).

На рисунке 17 представлен график динамики капитализации всего рынка криптовалют, на котором отражён исключённый из рассмотрения период.



Примечание. Серой областью выделен период с 01.05.2017 по 01.05.2018. Источник: составлено автором на основе данных coinmarketcap.com.

Рисунок 17 — Динамика капитализации рынка криптовалют в логарифмической шкале

Далее, список скаченных криптовалют подвергся фильтрации, так как не по всем из них достаточно информации, либо не все из них подходят для анализа. Из рассмотрения были исключены все криптовалюты, количество наблюдений для которых было меньше 60, и средняя за весь рассматриваемый промежуток времени рыночная капитализация которых была меньше 1 миллиона долларов. Итого, из более чем 13 тысяч криптовалют выборка сократилась до 3 041 наименований.

Основным преимуществом использования портала Coingecko, является то, что в данном

источнике есть разбиение криптовалют на категории посредством использования тэгов²⁷⁵. На момент сбора данных, то есть на конец июня 2022 года, общее количество тэгов было равно 141 (см. таблицу 29).

Таблица 29 — Список категорий портала Coingecko по состоянию на 30 июня 2022 года

№	ID категории	Название	№	ID категории	Название
1	aave-tokens	Aave Tokens	72	lending-borrowing	Lending/Borrowing
2	analytics	Analytics	73	leveraged-token	Leveraged Token
3	arbitrum-ecosystem	Arbitrum Ecosystem	74	liquid-staking-tokens	Liquid Staking Tokens
4	artificial-intelligence	Artificial Intelligence	75	lp-tokens	LP Tokens
5	asset-backed-tokens	Asset-backed Tokens	76	manufacturing	Manufacturing
6	asset-manager	Asset Manager	77	marketing	Marketing
7	augmented-reality	Augmented Reality	78	masternodes	Masternodes
8	automated-market-maker-amm	Automated Market Maker (AMM)	79	media	Media
9	avalanche-ecosystem	Avalanche Ecosystem	80	meme-token	Meme
10	axie-infinity	Axie Infinity	81	metagovernance	Metagovernance
11	big-data	Big Data	82	metaverse	Metaverse
12	binance-launchpool	Binance Launchpool	83	mev-protection	MEV Protection
13	binance-smart-chain	BNB Chain Ecosystem	84	mirrored-assets	Mirrored Assets
14	business-platform	Business Platform	85	moonbeam-ecosystem	Moonbeam Ecosystem
15	business-services	Business Services	86	moonriver-ecosystem	Moonriver Ecosystem
16	cardano-ecosystem	Cardano Ecosystem	87	move-to-earn	Move To Earn
17	celo-ecosystem	Celo Ecosystem	88	music	Music
18	centralized-exchange-token-cex	Centralized Exchange (CEX)	89	near-protocol-ecosystem	Near Protocol Ecosystem
19	charity	Charity	90	non-fungible-tokens-nft	NFT
20	cny-stablecoin	CNY Stablecoin	91	nft-index	NFT Index
21	collectibles	Collectibles	92	number	Number
22	communication	Communication	93	oec-ecosystem	OEC Ecosystem
23	compound-tokens	Compound Tokens	94	ohm-fork	Ohm Fork
24	cosmos-ecosystem	Cosmos Ecosystem	95	olympus-pro	Olympus Pro
25	cronos-ecosystem	Cronos Ecosystem	96	decentralized-options	Options
26	cryptocurrency	Cryptocurrency	97	oracle	Oracle
27	ctokens	cToken	98	decentralized-perpetuals	Perpetuals
28	daomaker-ecosystem	DaoMaker Ecosystem	99	play-to-earn	Play To Earn
29	decentralized-exchange	Decentralized Exchange (DEX)	100	dot-ecosystem	Polkadot Ecosystem
30	decentralized-finance-defi	Decentralized Finance (DeFi)	101	polygon-ecosystem	Polygon Ecosystem
31	defi-index	DeFi Index	102	prediction-markets	Prediction Markets
32	decentralized-derivatives	Derivatives	103	privacy-coins	Privacy Coins
33	edgware-ecosystem	Edgware Ecosystem	104	protocol	Protocol
34	education	Education	105	real-estate	Real Estate
35	elrond-ecosystem	Elrond Ecosystem	106	realt-tokens	RealT Tokens

²⁷⁵ Администрация портала постоянно обновляет информацию относительно состава тэгов, а также редактирует категории, присвоенные определенным криптовалютам. В дальнейшем также предполагается, что термины «тэг» и «категория» являются синонимами.

№	ID категории	Название	№	ID категории	Название
36	energy	Energy	107	rebase-tokens	Rebase Tokens
37	entertainment	Entertainment	108	remittance	Remittance
38	etf	ETF	109	retail	Retail
39	eth-2-0-staking	Eth 2.0 Staking	110	seigniorage	Seigniorage
40	ethereum-ecosystem	Ethereum Ecosystem	111	smart-contract-platform	Smart Contract Platform
41	eur-stablecoin	EUR Stablecoin	112	social-money	Social Money
42	exchange-based-tokens	Exchange-based Tokens	113	software	Software
43	fan-token	Fan Token	114	solana-ecosystem	Solana Ecosystem
44	fantom-ecosystem	Fantom Ecosystem	115	sports	Sports
45	farming-as-a-service-faas	Farming-as-a-Service (FaaS)	116	stablecoins	Stablecoins
46	finance-banking	Finance / Banking	117	storage	Storage
47	fractionalized-nft	Fractionalized NFT	118	structured-products	Structured Products
48	gambling	Gambling	119	synthetic-assets	Synthetic Issuer
49	gaming	Gaming	120	synths	Synths
50	gbp-stablecoin	GBP Stablecoin	121	technology-science	Technology & Science
51	gig-economy	Gig Economy	122	terra-ecosystem	Terra Ecosystem
52	xdai-ecosystem	Gnosis Chain Ecosystem	123	tezos-ecosystem	Tezos Ecosystem
53	gotchiverse	Gotchiverse	124	tokenized-btc	Tokenized BTC
54	governance	Governance	125	tokenized-gold	Tokenized Gold
55	guild-scholarship	Guild and Scholarship	126	tokenized-products	Tokenized Products
56	harmony-ecosystem	Harmony Ecosystem	127	tokenized-stock	Tokenized Stock
57	healthcare	Healthcare	128	tokensets	TokenSets
58	heco-chain-ecosystem	HECO Chain Ecosystem	129	tourism	Tourism
59	identity	Identity	130	usd-stablecoin	USD Stablecoin
60	impossible-launchpad	Impossible Launchpad	131	us-election-2020	US Election 2020
61	index-coin	Index	132	utokens	uTokens
62	infrastructure	Infrastructure	133	virtual-reality	Virtual Reality
63	insurance	Insurance	134	wallets	Wallets
64	internet-of-things-iot	Internet of Things (IOT)	135	wormhole-assets	Wormhole Assets
65	investment	Investment	136	wrapped-tokens	Wrapped-Tokens
66	iotex-ecosystem	IoTeX Ecosystem	137	xdc-ecosystem	XDC Ecosystem
67	kardiachain-ecosystem	KardiaChain Ecosystem	138	yearn-yfi-partnerships-mergers	Yearn Ecosystem
68	krw-stablecoin	KRW Stablecoin	139	yield-aggregator	Yield Aggregator
69	launchpad	Launchpad	140	yield-farming	Yield Farming
70	layer-1	Layer 1	141	zilliqa-ecosystem	Zilliqa Ecosystem
71	legal	Legal			

Примечание. Источник: составлено авторами по данным портала coingecko.com.

Очевидно, что не все категории представляют исследовательский интерес и важно отфильтровать криптовалюты не только по формальным критериям (количеству наблюдений и показателю средней за период рыночной капитализации), но и по смыслу. При проведении отбора криптовалют было решено руководствоваться логикой, используемой при построении аналогичных факторов для американского фондового рынка. Проведение анализа с целью

выявления факторов доходности упомянутого рынка предполагает использование в качестве активов интереса исключительно одного класса активов — акций. Именно на их основе строятся все основные риск-факторы. Однако при этом в поле анализа не попадают курсы валют, другие финансовые индексы, ETF фонды, фьючерсы или прочие деривативы.

Согласно тем же правилам отбора интересующих активов были исключены из рассмотрения многие деривативные токены, в том числе: стейблкоины, привязанные в установленной пропорции к какой-либо фиатной валюте; индексные токены, динамика которых определяется движением группы других активов; маржинальные токены, которые повторяют динамику какой-либо другой криптовалюты или актива, однако с некоторым коэффициентом (например, 3X Long Ethereum Token); обёрнутые токены, отражающие динамику другой криптовалюты, но обращающиеся на стороннем блокчейне (например, Wrapped Bitcoin, оборачивающийся на Ethereum); токены, полученные в качестве своего рода цифровых «расписок» за размещение криптовалюты в DeFi-протоколах (например, cTokens проекта Compound), протоколах, предоставляющих ликвидность или участие в стейкинге и т.п.

После определения типов криптовалют, которые необходимо исключить из исследования, вновь был проведен анализ ранее упомянутых 141 категорий криптовалют, и был выделен список из 27²⁷⁶ категорий, описывающих такие «производные» токены (таблица 30).

Таблица 30 — Список категорий криптовалют, описывающих «производные» токены

№	Категория	Комментарий	№	Категория	Комментарий
1	aave-tokens	derivatives	16	nft-index	indexes
2	asset-backed-tokens	derivatives	17	realt-tokens	estate
3	cny-stablecoin	stablecoin	18	stablecoins	stablecoin
4	compound-tokens	derivatives	19	synths	derivatives
5	ctokens	derivatives	20	tokenized-btc	derivatives
6	defi-index	indexes	21	tokenized-gold	derivatives
7	eth-2-0-staking	derivatives	22	tokenized-products	derivatives
8	etf	derivatives	23	tokenized-stock	derivatives
9	eur-stablecoin	stablecoin	24	tokensets	indexes
10	gbp-stablecoin	stablecoin	25	usd-stablecoin	stablecoin
11	index-coin	derivatives	26	utokens	derivatives
12	krw-stablecoin	stablecoin	27	wrapped-tokens	derivatives
13	leveraged-token	derivatives		mirrored-assets	пустая категория
14	liquid-staking-tokens	derivatives		us-election-2020	пустая категория
15	lp-tokens	derivatives			

Примечание. Источник: составлено авторами.

Впоследствии для каждой из приведенных в вышерасположенной таблице категорий был скачан список входящих в нее криптовалют²⁷⁷. Таким образом, если криптовалюта имеет хотя бы один из указанных выше тэгов, то она исключалась из выборки. После удаления всех

²⁷⁶ Две категории — «mirrored-assets» и «us-elections» — оказались пустыми.

²⁷⁷ Отнесение криптовалюты к той или иной категории осуществлялось на основе присвоенного ей на портале Coingecko соответствующего тэга.

деривативных токенов, количество криптовалют в выборке сократилось с 3 041 до 2 895. После ручной проверки были исключены еще 8 криптовалют, вследствие чего размер итоговой выборки составил 2 887 криптовалют. Дальнейший анализ выявил, что только 2526 криптовалют имеют принадлежность хотя бы к одной категории, коих на данном этапе осталось 112. Каждая криптовалюта в среднем входит в 2–3 категории (среднее — 2,54), причём наибольшее количество категорий наблюдается у токена LINK уже упоминаемого ранее проекта Chainlink (17 штук).

Более подробный анализ этих 112 категорий позволил установить, что все их можно разбить на несколько групп. Значительная часть категорий (69 штук) характеризует непосредственно сферу проекта/блокчейна/сервиса, в рамках которого и используется данная криптовалюта, например, decentralized-finance-defi, gaming, decentralized-exchange, oracle, business-platform, metaverse и т. п. Еще 30 категорий идентифицируют, на каком блокчейне или в рамках какого блокчейна (экосистемы) функционирует данный сервис и оборачиваются его токены, например, ethereum-ecosystem, binance-smart-chain, avalanche-ecosystem и т. д. Около 9 категорий описывают непосредственно основной вариант использования (use-case) криптовалюты, например, non-fungible-tokens-nft, cryptocurrency, smart-contract-platform, meme-token и т.д. Еще 2 категории — binance-launchpool и impossible-launchpad — характеризуют сервисы, через которые были выпущены данные токены. Оставшиеся 2 категории — ohm-fork и number — было решено не учитывать, так как в первой из них всего 2 криптовалюты, у которых есть другие признаки, а принцип отбора криптовалют в категорию number, используемый порталом Coingecko, неясен, однако значительная часть из них также принадлежат и к другим категориям, в том числе характеризующим сферу применения.

Создание 112 различных портфелей на основе исходных категорий представляется не адекватным ввиду того, что некоторые тэги очень схожи по своей сути. Например, такие тэги как non-fungible-tokens-nft, collectibles, fractionalized-nft отражают сферу NFT, а decentralized-finance-defi, decentralized-exchange, automated-market-maker-amm — сферу децентрализованных приложений (DeFi). После анализа и агрегирования категорий с учётом, в том числе, таксономии криптовалют, представленной в 1-й главе, были сформированы 10 различных агрегированных категорий, характеризующих различные группы криптовалют, представленные в таблице 31 ниже.

Таблица 31 — Описание категорий криптовалют

Тип категории	Агрегированная категория	Описание	Примеры криптовалют
Прямое назначение криптовалюты	Cryptocurrency	Традиционные криптовалюты, позиционирующиеся как средства платежа	BTC, XRP, BCH
	Privacy-coins	Криптовалюты для проведения максимально анонимных транзакций	XMR, ZEC, DCR
	Smart-contract-platform	Платформы для создания децентрализованных приложений	ETH, BNB, SOL
	Meme-token	Токены «мемы», созданные ради шумихи и в шутку	SHIB, DOGE, ELON
	Governance	Токены проектов, владение которыми даёт право на участие в развитии проекта посредством голосования	MKR, AAVE, UNI
Сфера проекта	Defi	Токены проектов из сферы децентрализованных финансов	UNI, AAVE, COMP
	Gaming	“Метавселенные”, различные игры, использующие криптовалюты/токены	AXS, SAND, STEPN
	NFT	Проекты, создающие различные NFT	AXS, APE, THETA
	Infrastructure	Токены инфраструктурных сервисов, используемых другими проектами	FIL, FTM, GRT
	Oracle	Токены проектов, предоставляющих услуги транслирования в блокчейн внешней информации	LINK, UMA, API3

Примечание. Источник: составлено авторами.

Необходимо прояснить явное отличие проведённой группировки по сравнению с таксономией криптовалют из 1-й главы в части состава подкатегорий криптовалют по их прямому назначению, а именно в отсутствии группы утилитарных (utility) токенов/криптовалют. Несмотря на достаточно распространённое выделение utility-токенов как категории криптовалют, портал Coingecko такую категорию не выделяет, а токены/криптовалюты, которые могли бы потенциально относиться к ней, либо относит в категорию cryptocurrency, если цифровой актив обращается на собственном блокчейне, либо присваивает тэг, связанный непосредственно со сферой проекта, как, например, токены AXS и SAND, связанные с сектором игр, либо LINK, который относится к сектору “оракулов”. Тем не менее сам факт отнесения того или иного токена к группе utility-токена, вероятно, не так важен для анализа его ценовой динамики и потенциальных факторах доходности, как важен сектор проекта, к которому он относится. Таким образом, ручное определение целой новой категории посредством ручного анализа более чем двух с половиной тысяч проектов по соотношению усилия-выгоды не представляется целесообразным. В итоге, данная категория в рамках данного раздела отсутствует.

Помимо 10 приведённых категорий я также в некоторых случаях использую 30 тэгов, связанных с идентификацией принадлежности к той или иной экосистеме. При этом были исключены некоторые экосистемные категории, в рамках которых количество наблюдений на

всём рассматриваемом периоде меньше 150 — это celo-ecosystem, cronos-ecosystem, daomaker-ecosystem, harmony-ecosystem, kardiachain-ecosystem, oec-ecosystem, olympus-pro, xdc-ecosystem и yearn-yfi-partnerships-mergers.

3.3.2 Формирование портфелей

В рамках данного подраздела используются недельные логарифмические доходности, основанные на ценах закрытия в понедельник, как $r_{i,t} = \log(\text{Close}_{i,t}/\text{Close}_{i,t-1})$. В качестве обобщённых факторов доходности (риска) я использую устоявшиеся и используемые в исследованиях, посвящённых традиционному финансовому рынку, так и криптовалютам²⁷⁸, факторы рыночной доходности (CMRKT), фактор размера капитализации (CBS) и фактор моментума (CMOM). Фактор CMRKT представляет собой портфель из средневзвешенных по капитализации криптовалют, CBS — доходность портфеля, содержащего длинные позиции в криптовалютах с низкой капитализацией и короткие в высоко капитализированных, CMOM — доходность портфеля, имеющего длинную позицию в растущих криптовалютах и короткую в падающих. Помимо перечисленных факторов был также сконструирован портфель, характеризующий премию за ликвидность (CVOL), в рамках которого покупаются криптовалюты, демонстрирующие низкую ликвидность, выраженную в объёме биржевых торгов, а продаются наиболее ликвидные криптовалюты.

Состав криптовалют для формирования соответствующих факторов определяется на первое число месяца, ребалансировка (пересмотр состава активов и их весов) производится раз в 2 месяца. Для фактора CMRKT формула недельной доходности выглядит следующим образом (см. формулу (3)):

$$CMRKT_t = \left(\sum_{i=1}^n w_i \times r_{it} \right) - R_t^f, \quad (3)$$

где w_i — доля рыночной капитализации i -ой криптовалюты в момент создания портфеля/последней ребалансировки;

r_{it} — недельная доходность i -ой криптовалюты;

R_t^f — безрисковая доходность за неделю t (в качестве которой используется доходность 3-месячных векселей Минфина США²⁷⁹);

n — количество криптовалют в выборке.

Для остальных факторов используется похожий механизм. В момент формирования портфеля (первое число месяца) криптовалюты сортируются по определённому признаку: для

²⁷⁸ См. подробнее раздел 2.2 настоящей работы

²⁷⁹ <https://fred.stlouisfed.org/series/DTB3>

CBS это капитализация, для CMOM — доходность за предыдущие два месяца, для CVOL — средний уровень биржевых торговых объемов в предшествующие два месяца. Далее выделяется 2 группы криптовалют — 30% верхних и 30% нижних по каждому признаку криптовалют. В рамках каждой группы высчитываются веса на основе доли выбранного показателя для i -ой криптовалюты, входящей в эту группу, от совокупного значения показателя группы (value weighted returns). Для фактора CMOM внутри каждой группы используются равные веса (equal-weighted). Веса той группы, по которой в соответствии со стратегией формирования портфеля должна быть открыта короткая позиция, берутся с отрицательным знаком. Для CBS и CVOL с отрицательными весами берутся криптовалюты из верхней группы (с высокой капитализацией или ликвидностью), а для CMOM наоборот — из нижней (те, что упали сильнее всего за предшествующие 2 месяца). Далее эти веса используются в течение последующих двух месяцев для расчёта доходности факторного портфеля, аналогично формуле (3).

Что касается категориальных портфелей, то они были созданы аналогично фактору CMRKT, однако состав таких портфелей ограничен лишь криптовалютами, попадающими в данную категорию.

Помимо составленных криптовалютных факторов и категориальных портфелей интересным также видится оценить, какую роль играет традиционный фондовый рынок в объяснении доходностей различных категорий криптовалют. Для этого используется недельная доходность индекса S&P500, данные по которому взяты из сервиса Yahoo.Finance.

3.3.3 Методология и гипотезы

Для моделирования доходностей категориальных портфелей я использую модель линейной регрессии с робастными ошибками, устойчивыми к гетероскедастичности и автокорреляции, в следующей максимальной спецификации (4).

$$R_t = \alpha + \beta_1 CMRKT_t + \beta_2 CBS_t + \beta_3 CVOL_t + \beta_4 CMOM_t + \beta_5 SP500_t + \varepsilon_t, \quad (4)$$

где R_t — доходность категориального портфеля;

$CMRKT_t$ — взвешенная доходность рынка криптовалют (фактор рыночной премии за риск);

CBS_t — разность средневзвешенных доходностей между последними 30% и первыми 30% криптовалют по показателю рыночной капитализации (фактор размера);

$CVOL_t$ — разность средневзвешенных доходностей между первыми 30% и последними 30% криптовалют по показателю объема торговли (фактор ликвидности);

$CMOM_t$ — разность средневзвешенных доходностей между первыми 30% и последними 30% криптовалют по росту за предыдущие 2 месяца (фактор моментума)²⁸⁰;

$SP500_t$ — доходность американского фондового рынка;

ε_t — случайные ошибки.

С помощью моделей доходностей категориальных портфелей я проверяю следующие статистические гипотезы. В соответствии с первой гипотезой я предполагаю, что для любого категориального портфеля коэффициент при факторе $CMRKT_t$ $\beta_1 = 0$. Если данная гипотеза отвергается, то можно сделать вывод о том, что доходности отдельных категорий криптовалют связаны с доходностью всего криптовалютного рынка.

В случае отвержения этой гипотезы проверяется также дополнительная гипотеза равенства коэффициента β_1 между всеми категориями криптовалют. Отвержение этой дополнительной гипотезы будет свидетельствовать о том, что существуют категории криптовалют, чья чувствительность к общей динамике рынка криптовалют сравнительно выше или ниже, чем у других категорий. Наличие таких групп криптовалют может свидетельствовать в пользу фактической неоднородности рынка криптовалют хотя бы с точки зрения различий в чувствительности к рыночному риску в рамках и так достаточно рискованного класса активов.

Вторую статистическую гипотезу можно сформулировать как равенство нулю коэффициентов при прочих факторах риска (CBS_t , $CVOL_t$ и $CMOM_t$), то есть $\beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$. Отвержение этой гипотезы может говорить о существовании премий за риски, аналогичных тем, что существуют на рынке акций. Соответственно, статистическая значимость данных факторов при объяснении доходностей различных категорий криптовалют может также свидетельствовать о сближении рынка криптовалют по своим свойствам и структуре с традиционным фондовым рынком.

Наконец, третья статистическая гипотеза, это равенство нулю коэффициента при доходностях традиционного финансового рынка ($\beta_5 = 0$), в качестве которого я использую индекс S&P 500, для всех категорий криптовалют. Если данная гипотеза отвергается, то это свидетельствует о наличии связи рынка криптовалют с фондовым рынком США.

В случае отвержения данной гипотезы, интересным представляется также проанализировать, насколько отдельные криптовалюты более/менее чувствительны к динамике S&P 500. Например, криптовалюты из категории defi и governance могут быть сильнее скоррелированы с рынком акций, нежели прочие, так как в основном в этих категориях сконцентрированы цифровые активы, напоминающие по своим функциям традиционные долевыми ценными бумаги. Тем не менее, вполне возможна ситуация, что данные категории

²⁸⁰ О дискуссии вокруг целесообразности использования данного фактора см. Ehsani S., Linnainmaa J. T. Factor momentum and the momentum factor //The Journal of Finance. — 2022. — Т. 77. — №. 3. — С. 1877-1919.

криптовалют просто не известны широкому кругу инвесторов, либо же просто отсутствуют физические и юридические возможности инвестирования в них. В таком случае корреляция S&P 500 может оказаться выше с категориями, в которых представлены более популярные криптовалюты — Bitcoin, Ether, Litecoin и т. п., то есть категории *cryptocurrency* и *smart-contract-platform*.

Наконец, в рамках четвёртой гипотезы я предполагаю, что результаты проверки 3-х описанных гипотез сохраняются при оценке моделей на двух выделенных подвыборках — в период «становления» с 2014 по 2017 и в период «известности» с 2018 по 2022 год. Таким образом, отвержение четвёртой гипотезы будет означать, что структура общих факторов риска на рынке криптовалют претерпела изменения.

Таким образом, для каждой категории и для каждого подпериода строятся 3 модели, в которых доходности категориальных портфелей сначала объясняются только рынком криптовалют ($CMRKT_t$, проверка первой гипотезы), рынком криптовалют и фондовым рынком ($CMRKT_t$ и $SP500_t$, проверка третьей гипотезы) и набором различных факторов риска, помимо рыночного ($CMRKT_t$, CBS_t , $CVOL_t$ и $CMOM_t$).

3.3.4 Корреляционный анализ

Проанализируем сначала матрицы попарных корреляций между составленными факторами и категориальными портфелями на различных периодах. На рисунке 18 представлена корреляционная матрица обобщённых факторов доходности криптовалютного рынка и доходности S&P500 в период «становления» рынка криптовалют (с 2014 по май 2017 года).

	SP500	CMRKT	CBS	CVOL	CMOM
SP500		0.08	0.08	0.09	0.00
CMRKT	0.08		0.19	0.15	-0.11
CBS	0.08	0.19		0.80	-0.12
CVOL	0.09	0.15	0.80		-0.07
CMOM	0.00	-0.11	-0.12	-0.07	

Примечание. Источник: составлен автором.

Рисунок 18 — Корреляционная матрица факторов для периода до 01.05.2017

Исходя из данных коэффициентов корреляции, можно сказать, что рынок криптовалют в период «становления» был достаточно разнородным и несвязанным. Так, например, практически между всеми обобщёнными факторами наблюдается достаточно низкий уровень корреляции. Исключение составляют лишь факторы размера (CBS) и ликвидности (CVOL), что, в целом, вполне закономерно, так как при прочих равных для актива с меньшей капитализацией ликвидность также обычно ниже. Исходя из корреляционной матрицы, можно предположить, что низко капитализированные криптовалюты на рассматриваемом диапазоне скорее двигались

сонаправленно с рынком (корреляция 0,19 с CMRKT), что иногда происходит и на традиционном финансовом рынке²⁸¹. Фактор момента (CMOM) оказывается не коррелирующим с другими факторами. Отдельно стоит отметить отсутствие корреляции всех факторов с доходностью S&P 500, что в свою очередь, может указывать на отсутствие интереса инвесторов из традиционного финансового сектора к данному рынку в период «становления».

На рисунке 19 представлена уже корреляционная матрица уже в период «известности» с середины 2018 по середину 2022 года.

	SP500	CMRKT	CBS	CVOL	CMOM
SP500		0.27	0.25	0.26	-0.03
CMRKT	0.27		0.69	0.61	0.08
CBS	0.25	0.69		0.82	0.06
CVOL	0.26	0.61	0.82		-0.09
CMOM	-0.03	0.08	0.06	-0.09	

Примечание. Источник: составлено автором.

Рисунок 19 — Корреляционная матрица факторов для периода после 01.05.2018

Можно заметить прирост корреляции как между различными криптовалютными факторами, так и с традиционным фондовым рынком. Корреляция CMRKT с факторами CBS и CVOL выросла до значения 0,69 и 0,61 соответственно. Такой достаточно высокий уровень свидетельствует о том, что низко капитализированные и низко ликвидные криптовалюты растут сильнее, чем высоко капитализированные и ликвидные (прибыль от лонга «низких» перекрывает убыток по шорту от «высоких»), но при этом они движутся, соответственно, вместе со всем рынком. Низкие значения корреляции этих факторов с CMOM, вероятно, показывают, что периоды роста рынка обычно значительно меньше, чем 2 месяца²⁸². Тем не менее для сопоставимости периодов ребалансировки портфелей я всё же оставлю данный показатель.

Что касается корреляции крипто-факторов с SP500, то она выросла в среднем до уровня 0.25. Таким образом, даже исходя из анализа корреляционных матриц, можно зафиксировать рост степени сонаправленности криптовалютного рынка с рынком акций, что является свидетельством роста интереса инвесторов с традиционного рынка к рынку цифровых валют. В некоторой степени, это подтверждает и обобщает результаты, полученные в подразделе 3.1 настоящей работы только для криптовалюты Bitcoin.

²⁸¹ Долгосрочная корреляция между доходностью рынка акций и фактором размера держится на отрицательном уровне (-0.24), но ручная проверка автором корреляции недельной доходности индекса S&P 500 (за вычетом risk-free ставки) и фактора размера SMB, взятого с сайта Кеннета Френча (https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html, датасет «Fama/French 3 Factors [Weekly]») на аналогичном периоде демонстрирует положительный коэффициент корреляции 0.21.

²⁸² Убывающая в зависимости от частоты ребалансировки статистическая значимость фактора момента также обсуждается, например, в работе Виктории Добрынской, см. Dobrynskaya V. Cryptocurrency momentum and reversal // SSRN. — № 3913263. — 2021.

Наконец, на рисунке 20 представлена корреляционная матрица на всей выборке, которая в большей степени отражает ситуацию уже после 2018 года для всех факторов, кроме CMOM. На всей выборке моментум демонстрирует самую сильную отрицательную корреляцию (-0,19) с фактором ликвидности. Это соответствует экономической логике, ибо продолжительный рост цен на любые активы скорее связан с ростом объема торгов ими, чем с его снижением.

	SP500	CMRKT	CBS	CVOL	CMOM
SP500		0.24	0.17	0.19	-0.03
CMRKT	0.24		0.51	0.51	-0.08
CBS	0.17	0.51		0.86	-0.16
CVOL	0.19	0.51	0.86		-0.19
CMOM	-0.03	-0.08	-0.16	-0.19	

Примечание. Источник: составлено автором.

Рисунок 20 — Корреляционная матрица факторов для всей выборки

Теперь проанализируем, как изменялась корреляция между этими факторами и доходностями категориальных портфелей в разные моменты времени. На рисунке 21 представлена корреляционная матрица между факторами риска и доходностью категориальных портфелей в период «становления» рынка криптовалют.

	defi	nft	privacy-coins	infra-structure	smart-contract-platform	crypto-currency	meme-token	governance	gaming
SP500	0.02	-0.11	-0.01	0.11	0.02	0.09	0.02	0.11	-0.11
CMRKT	0.07	0.11	0.41	0.13	0.39	0.99	0.44	-0.04	0.12
CBS	0.15	0.12	0.28	0.18	0.18	0.17	0.33	0.33	0.15
CVOL	0.10	0.06	0.22	0.12	0.19	0.13	0.30	0.32	0.08
CMOM	-0.03	0.13	-0.11	0.03	-0.01	-0.12	-0.14	-0.10	0.09
defi		0.36	0.16	0.14	0.04	0.07	-0.03	0.05	-0.04
nft	0.36		0.09	0.00	0.03	0.10	0.00	0.15	0.97
privacy-coins	0.16	0.09		0.02	0.24	0.38	0.31	0.08	0.12
infrastructure	0.14	0.00	0.02		-0.06	0.14	0.03	0.05	-0.06
smart-contract-platform	0.04	0.03	0.24	-0.06		0.30	0.35	0.36	0.04
cryptocurrency	0.07	0.10	0.38	0.14	0.30		0.43	-0.11	0.11
meme-token	-0.03	0.00	0.31	0.03	0.35	0.43		0.20	0.03
governance	0.05	0.15	0.08	0.05	0.36	-0.11	0.20		0.16
gaming	-0.04	0.97	0.12	-0.06	0.04	0.11	0.03	0.16	

Примечание. Категория oracles отсутствует, так как в период становления соответствующие криптовалюты еще не были созданы. Источник: составлено автором.

Рисунок 21 — Корреляционная матрица факторов и категорий криптовалют для периода до 01.05.2017

Как можно убедиться, в основном доходность рынка (фактор CMRKT) формировали активы из категории cryptocurrency, то есть Bitcoin, Litecoin, Ripple (XRP) и прочие подобные

проекты. С одной стороны, в тот период в криптовалютном сообществе действительно основным нарративом была концепция децентрализованных денег, и большинство активов можно было отнести именно к данной категории. Примечательно, что среди всех категорий криптовалют наибольшая корреляция категории *cryptocurrency* наблюдается с категорией *meme-token* (0,43), которые, по большому счёту, были теми же криптовалютами, но только с забавными названиями (как Dogecoin). Заметная корреляция *cryptocurrency* наблюдается также с *privacy-coins* (0,38), то есть с криптовалютами, которые также претендуют на выполнение функций средства платежа, но с упором на средства сохранения анонимности.

В целом, действительно, многие категории до 2017 были представлены буквально 2–3 активами, которые в условиях низкой связанности рынка, выражаемой в низких значениях корреляции между различными обобщёнными факторами, также демонстрируют достаточно скромные уровни корреляции с доходностью рынка и между собой. Высокие значения корреляции между категориями *nft* и *gaming* объясняются практически 100% совпадением данных групп по составу. Достаточно любопытным видится сравнительно высокий уровень корреляции между категориями *defi* и *nft*.

Совсем иначе выглядит ситуация в период «известности» к рынку криптовалют с апреля 2018 года. На рисунке 22 представлена соответствующая корреляционная матрица.

	defi	nft	privacy-coins	infra-structure	smart-contract-platform	crypto-currency	meme-token	oracle	governance	gaming
SP500	0.14	0.34	0.31	0.34	0.28	0.25	0.12	0.31	0.35	0.33
CMRKT	0.53	0.78	0.89	0.83	0.94	0.97	0.48	0.69	0.84	0.72
CBS	0.37	0.75	0.74	0.74	0.71	0.62	0.33	0.56	0.73	0.74
CVOL	0.32	0.73	0.67	0.68	0.62	0.55	0.31	0.53	0.66	0.70
CMOM	0.01	0.04	0.11	0.07	0.07	0.08	0.11	0.02	0.13	0.06
defi		0.42	0.41	0.51	0.67	0.35	0.24	0.42	0.49	0.41
nft	0.42		0.79	0.80	0.77	0.72	0.36	0.64	0.78	0.94
privacy-coins	0.41	0.79		0.84	0.85	0.85	0.44	0.69	0.82	0.74
infrastructure	0.51	0.80	0.84		0.86	0.76	0.40	0.90	0.87	0.77
smart-contract-platform	0.67	0.77	0.85	0.86		0.83	0.45	0.71	0.85	0.72
cryptocurrency	0.35	0.72	0.85	0.76	0.83		0.45	0.64	0.76	0.66
meme-token	0.24	0.36	0.44	0.40	0.45	0.45		0.31	0.46	0.30
oracle	0.42	0.64	0.69	0.90	0.71	0.64	0.31		0.73	0.63
governance	0.49	0.78	0.82	0.87	0.85	0.76	0.46	0.73		0.76
gaming	0.41	0.94	0.74	0.77	0.72	0.66	0.30	0.63	0.76	

Примечание. Источник: составлено автором.

Рисунок 22 — Корреляционная матрица факторов и категорий криптовалют для периода после 01.05.2018

После схлопывания пузыря на рынке криптовалют в 2017–2018 годах можно видеть значительный прирост корреляции как между доходностями отдельных категорий друг с другом (при минимальном значении 0,24 между *defi* и *meme-token* и максимальном 0,94 между теми же

gaming и nft), так и между категориями и рынком в целом. Сильнее всего с рынком коррелируют категории cryptocurrency (0,97), в которую включён Bitcoin, и smart-contract-platform (0,94), куда включён Ether. Наименее скоррелированными с рынком криптовалют категориями являются defi и meme-token. Это выражается как в самых низких коэффициентах корреляции в размере 0,53 и 0,48 по отношению к SMRKT, так и в сравнительно более низкой корреляции с другими категориями²⁸³. Более того, криптовалюты из категорий defi и meme-token меньше всего скоррелированы именно друг с другом (0,24) и даже с индексом S&P500. Всё это даёт свидетельства в пользу некоторой обособленности этих категорий криптовалют от остального рынка цифровых валют.

Категория defi среди всех прочих категорий демонстрирует наибольшую корреляцию с категорией smart-contract-platform (0,67). Так как практически все DeFi-приложения построены на блокчейн-платформах, то их работоспособность напрямую зависит от работоспособности этих платформ, вера в которые, в том числе, может отражаться и в динамике цен на их нативные криптовалюты.

Что касается корреляции между доходностями S&P500 и категориальными портфелями, то она ожидаемо выросла в период после 2018 года, но в разной степени для разных криптовалют. Более выраженную корреляцию с S&P500 демонстрируют категории governance, nft, gaming и infrastructure. Наивысший коэффициент корреляции S&P500 с governance можно объяснить схожестью данной категории криптовалют с акциями и большей понятностью этих криптовалют для традиционного рынка. Другие 3 категории обычно также связаны с какими-то более-менее бизнес-направленными идеями, будь то услуги децентрализованного хранения файлов (Filecoin), сервиса по предоставлению платного доступа к удобному API для взаимодействия со всеми блокчейнами (The Graph) или какие-либо онлайн-игры со встроенными NFT-механиками (Axie Infinity). Возможно, это также чуть понятнее и привлекательнее для традиционных инвесторов, чем другие категории криптовалют.

На рисунке 23 представлена корреляционная матрица факторов и категорий по всей выборке. В целом, она в большей степени отражает положение вещей уже в период «известности», однако с учётом включения периода «становления» результаты становятся более зашумлёнными. Так, например, на основании данных за все периоды можно было бы

²⁸³ Для defi и meme-token наблюдаются самые светлые строки/столбцы среди категориальных портфелей.

прийти к выводу о том, что наименее скоррелированными с рынком категориями являются nft и gaming, однако, как показывает корреляционная матрица на периоде «известности», это не так.

	defi	nft	privacy-coins	infra-structure	smart-contract-platform	crypto-currency	meme-token	oracle	governance	gaming
SP500	0.13	0.06	0.18	0.16	0.20	0.22	0.12	0.24	0.29	0.07
CMRKT	0.47	0.32	0.70	0.37	0.77	0.97	0.55	0.57	0.66	0.32
CBS	0.34	0.32	0.56	0.34	0.49	0.46	0.39	0.52	0.65	0.34
CVOL	0.31	0.28	0.50	0.30	0.49	0.47	0.38	0.52	0.60	0.30
CMOM	-0.06	0.04	-0.10	-0.03	-0.06	-0.07	-0.07	-0.10	-0.09	0.02
defi		0.41	0.39	0.28	0.51	0.33	0.25	0.38	0.45	0.28
nft	0.41		0.31	0.17	0.27	0.29	0.18	0.53	0.58	0.97
privacy-coins	0.39	0.31		0.31	0.60	0.66	0.46	0.58	0.67	0.33
infrastructure	0.28	0.17	0.31		0.28	0.34	0.21	0.70	0.47	0.14
smart-contract-platform	0.51	0.27	0.60	0.28		0.66	0.48	0.58	0.71	0.29
cryptocurrency	0.33	0.29	0.66	0.34	0.66		0.53	0.53	0.59	0.29
meme-token	0.25	0.18	0.46	0.21	0.48	0.53		0.39	0.46	0.18
oracle	0.38	0.53	0.58	0.70	0.58	0.53	0.39		0.59	0.54
governance	0.45	0.58	0.67	0.47	0.71	0.59	0.46	0.59		0.65
gaming	0.28	0.97	0.33	0.14	0.29	0.29	0.18	0.54	0.65	

Рисунок 23 — Корреляционная матрица факторов и категорий криптовалют на всей выборке

3.3.5 Моделирование доходностей категориальных портфелей

В таблице 32 представлены результаты оценивания соответствующих моделей для периода «становления».

Таблица 32 — Результаты оценивания моделей недельных доходностей категориальных портфелей в период до 01.05.2017

Категория	N	R_{adj}^2	Wald	α	$CMRKT_t$	$SP500_t$	CBS_t	$CVOL_t$	$CMOM_t$
defi	108	-0,01		0,0262		0,2883			
		0,00		0,0208	0,3638				
		-0,01		0,0208	0,3591	0,1046			
		-0,01	0,37	0,016	0,279		0,4305	-0,1697	-0,0589
		-0,02	0,38	0,016	0,2837	-0,1097	0,4314	-0,1688	-0,0581
nft	131	0,00		0,0698*		-3,3099			
		0,00		0,0572	0,7957				
		0,01		0,0595	0,949	-3,8472			
		0,03	0,01	0,0465	0,7536		1,0982**	-0,6077	0,8856
		0,04	0,04	0,0473	0,9159	-4,4465	1,1414**	-0,583	0,9176
privacy-coins	161	-0,01		0,007		-0,0915			
		0,16		0,0001	0,9475***				
		0,16		0,0015	0,9637***	-0,5584			
		0,18	0,02	-0,0003	0,8353***		0,1787	0,0432	-0,0705
		0,18	0,03	-0,0003	0,8537***	-0,6197	0,1718	0,0534	-0,0688
infra-structure	110	0,00		0,0139		3,3825			
		0,01		0,0052	1,2483*				
		0,01		0,0015	1,1334	2,844			
		0,02	0,11	-0,0023	1,0404		1,1326*	-0,4747	0,2084
		0,02	0,10	-0,0048	0,9451	2,466	1,1319	-0,5021	0,1976

Категория	N	R_{adj}^2	Wald	α	$CMRKT_t$	$SP500_t$	CBS_t	$CVOL_t$	$CMOM_t$
smart-contract-platform	161	0,00		0,0154		0,2856			
		0,13		0,0115	0,6731***				
		0,13		0,0116	0,6743***	-0,041			
		0,14	0,45	0,0089	0,6481***		6e-04	0,1036	0,0447
		0,13	0,50	0,009	0,6516***	-0,1168	-7e-04	0,1055	0,045
crypto currency	161	0,01		0,0055		0,5363			
		0,98		-0,0003	1,013***				
		0,98		-0,0003	1,0116***	0,0462			
		0,98	0,71	-0,0001	1,0131***		0,0036	-0,0085	-0,0043
		0,98	0,30	-0,0001	1,0116***	0,0522	0,0042	-0,0094	-0,0045
meme-token	161	-0,01		-0,001		0,2165			
		0,18		-0,005	0,6635***				
		0,18		-0,0048	0,6666***	-0,1065			
		0,24	0,01	-0,0065	0,5699***		0,121	0,0747	-0,0679
		0,23	0,03	-0,0064	0,575***	-0,1739	0,119	0,0776	-0,0675
governance	57	-0,01		0,029		1,6744			
		-0,01		0,0396	-0,2818				
		-0,02		0,0354	-0,3108	1,7956			
		0,06	0,17	0,022	-0,0763		0,3017	0,1272	-0,2711
		0,04	0,30	0,0204	-0,0928	0,7901	0,3036	0,118	-0,2552
gaming	90	0,00		0,1265**		-3,5475			
		0,00		0,1153*	0,9285				
		0,00		0,1159*	1,1281	-4,2641			
		0,00	0,04	0,1057	0,7771		1,0122*	-0,4316	0,7336
		0,01	0,07	0,105	1,009	-4,7636	1,0164*	-0,4006	0,7998

Примечание. Звездочками отмечена значимость коэффициентов с учётом НАС-робастных стандартных ошибок, где *** — значимость на 1%-ном уровне. Wald — p-value теста Вальда с нулевой гипотезой об одновременном равенстве нулю всех коэффициентов, кроме коэффициента β_1 при $CMRKT_t$ (т.е. $\beta_2 = \beta_3 = \beta_4$ (при наличии также $= \beta_5) = 0$). Категория *oracles* отсутствует, так как в период становления соответствующие криптовалюты еще не были созданы.

Результаты оценивания моделей свидетельствуют о достаточно высокой степени разнородности рынка криптовалют в период «становления». Так, можно выделить три группы криптовалют по их чувствительности к доходностям криптовалютного рынка. Первая группа представлена категорией *cryptocurrency*, для которой наблюдаются наиболее высокие значения коэффициента детерминации (0,98) в простой модели с $CMRKT_t$. С одной стороны, это логично, так как значительная часть рынка в тот период действительно состояла из цифровых активов из данной категории.

Вторая группа категорий криптовалют — это те, что имели некоторую значимую, но слабую корреляцию с $CMRKT_t$ — *meme-token*, *privacy-coins* и *smart-contract-platform*. Во всех спецификациях для данных категорий оказался значимым коэффициент при $CMRKT_t$, хотя его значения строго ниже единицы, а максимальный R_{adj}^2 в одиночных моделях достигает лишь 0,18 (*meme-tokens*).

Третья группа — это криптовалюты, для которых оказался незначимым на 5% уровне коэффициент при $CMRKT_t$, а R_{adj}^2 оказался близок к нулю в любых спецификациях. В эту группу попадают криптовалюты из категории *defi*, *nft*, *infrastructure*, *governance* и *gaming*. В некоторых случаях для них наблюдается значимость коэффициентов при факторе размера CBS_t , но они имеют слабую экономическую значимость ввиду почти нулевого R_{adj}^2 .

Что касается других факторов, то если говорить о моделях с R_{adj}^2 , отличным от нуля, то для большинства категорий прочие риск факторы (CBS_t , $CVOL_t$ и $CMOM_t$) оказались незначимы как по отдельности, так и совместно (p-value теста Вальда стабильно превышает 5%). Исключением являются результаты моделей для *privacy-coins* и *meme-token*. Тест Вальда свидетельствует в пользу совместной значимости коэффициентов, и более глубокий анализ показал, что одновременное включение в модель CBS_t и $CVOL_t$ приводит к некоторой мультиколлинеарности²⁸⁴. Для обеих категорий коэффициент при CBS_t или $CVOL_t$ в моделях, где используется только один из них, оказывается значимым в размере 0,16-0,17. С точки зрения прироста R_{adj}^2 , при этом, эффект более выражен для *meme-token*. Таким образом, часть доходности криптовалют из категории *privacy-coins* и *meme-token* объясняется премией за малую капитализацию.

Что касается коэффициентов при доходности фондового рынка $SP500$, то во всех рассматриваемых моделях они оказались незначимыми, что также подтверждает как результаты анализа корреляционных матриц, так и результатов из первого подраздела настоящей главы.

Наконец, практически ни в каких моделях не наблюдается значимая константа α в моделях доходности. В финансах данная константа означает наличие определённой средней доходности, которая является либо результатом деятельности управляющего (в случае, если в качестве зависимой переменной используется доходность некоторого портфеля), либо которую можно атрибутировать к конкретным особенностям портфеля. Незначимая α в рассматриваемом контексте может означать отсутствие устойчивой средней доходности данной категории криптовалют в принципе (в случае моделей, когда вообще все коэффициенты незначимы), либо ввиду того факта, что источником этой доходности являются рассматриваемые факторы. Единственной категорией, для модели доходности которой удалось получить значимый на 5% уровне коэффициент α , оказалась *gaming*.

Рассмотрим теперь результаты моделей в период роста «интереса» к рынку криптовалют. В таблице 33 представлены результаты оценивания моделей доходности категорий криптовалют для периода с мая 2018 года.

²⁸⁴ Хотя значения VIF-теста для соответствующих коэффициентов не превышает 5.

Таблица 33 — Результаты оценивания моделей доходностей категориальных портфелей в период после 01.05.2018

Категория	R_{adj}^2	Wald	α	$CMRKT_t$	$SP500_t$	CBS_t	$CVOL_t$	$CMOM_t$
defi	0,02		-0,0276		1,6393***			
	0,28		-0,0229	1,5931***				
	0,27		-0,0228	1,5941***	-0,0139			
	0,27	0,49	-0,0228	1,6061**		0,0797	-0,0898	-0,1436
	0,26	0,65	-0,0227	1,6071**	-0,0209	0,0799	-0,0892	-0,1438
nft	0,11		-0,0094		1,755***			
	0,61		-0,005	1,0526***				
	0,62		-0,0064	1,0013***	0,7166***			
	0,71	0,00	0,014**	0,6371***		0,2614***	0,3321***	0,0243
	0,72	0,00	0,0123**	0,6122***	0,5213***	0,2576***	0,3173***	0,0302
privacy-coins	0,09		-0,0124		1,3391***			
	0,80		-0,009**	1,0241***				
	0,80		-0,009***	1,0027***	0,2993**			
	0,83	0,00	-0,0001	0,8186***		0,2105***	0,074	0,0605
	0,83	0,00	-0,0004	0,8078***	0,225**	0,2089***	0,0676	0,0631
infra structure	0,11		-0,012		1,7695***			
	0,69		-0,0075	1,1333***				
	0,71		-0,009*	1,0874***	0,6419***			
	0,75	0,00	0,0062	0,826***		0,2719***	0,1621*	0,0238
	0,75	0,00	0,0046	0,8015***	0,5135***	0,2681**	0,1476	0,0296
smart-contract-platform	0,07		-0,0053		1,3186***			
	0,88		-0,0015	1,1695***				
	0,88		-0,0017	1,1614***	0,1141			
	0,89	0,01	0,0028	1,0722***		0,1547***	-0,0179	-0,0245
	0,89	0,03	0,0026	1,0685***	0,0773	0,1541***	-0,0201	-0,0236
crypto currency	0,06		0,0011		0,9033***			
	0,93		0,004**	0,9095***				
	0,93		0,004**	0,9126***	-0,0432			
	0,94	0,02	0,0011	0,9698***		-0,0713***	-0,0134	0,0006
	0,94	0,03	0,0011	0,9707***	-0,0187	-0,0712***	-0,0128	0,0004
meme-token	0,01		0,009		0,8757**			
	0,22		0,0117	0,9295***				
	0,22		0,0119	0,9363***	-0,0953			
	0,22	0,74	0,0121	0,8979***		-0,124	0,1565	0,221
	0,22	0,85	0,0124	0,9023***	-0,0936	-0,1234	0,1591	0,2199
oracle	0,09		0,0034		1,8005***			
	0,48		0,0079	1,069***				
	0,49		0,0064	1,0155***	0,7473***			
	0,49	0,02	0,017**	0,8767***		0,1291	0,1502	-0,043
	0,50	0,00	0,0149*	0,8455***	0,6542***	0,1243	0,1316	-0,0356
governance	0,12		-0,0102		1,7184***			
	0,70		-0,0059	1,0725***				
	0,71		-0,0071	1,0256***	0,6547***			
	0,75	0,00	0,0062	0,7842***		0,2705***	0,1258**	0,1284**
	0,76	0,00	0,0045	0,7575***	0,5585***	0,2665***	0,11*	0,1347**

Категория	R^2_{adj}	Wald	α	$CMRKT_t$	$SP500_t$	CBS_t	$CVOL_t$	$CMOM_t$
gaming	0,11		-0,0096		1,8301***			
	0,52		-0,0051	1,0378***				
	0,54		-0,0067	0,9795***	0,8143***			
	0,64	0,00	0,0167***	0,5505***		0,3808***	0,3083***	0,059
	0,65	0,00	0,0148**	0,5216***	0,6033***	0,3764***	0,2912***	0,0658

Примечание. $N = 213$ для всех моделей, звездочками отмечена значимость коэффициентов с учётом HAC-робастных стандартных ошибок, где *** — значимость на 1%-ном уровне. Wald — p-value теста Вальда с нулевой гипотезой об одновременном равенстве нулю всех коэффициентов, кроме коэффициента β_1 при $CMRKT_t$ (т.е. $\beta_2 = \beta_3 = \beta_4$ (при наличии также $= \beta_5) = 0$).

Объясняющая способность моделей, выраженная скорректированным коэффициентом детерминации R^2_{adj} , значительно выросла на выборке с мая 2018 по июнь 2022 года для всех категорий криптовалют. На тот факт, что рынок криптовалют стал более взаимосвязанным указывает значимость на 1% уровне коэффициента при доходности рынка криптовалют $CMRKT_t$ во всех рассматриваемых моделях. Более того, практически для всех категорий криптовалют также оказались значимы и другие риск-факторы. В частности, в соответствии с тестом Вальда только для двух категорий криптовалют прочие факторы не добавляют значимой объясняющей способности — для defi и meme-token. Собственно, модели для объяснения доходностей этих двух категорий также демонстрируют и самые низкие коэффициенты детерминации — максимальный R^2_{adj} достигает 0,28 и 0,22 соответственно. Достаточно любопытным видится также факт, что самый большой коэффициент при $CMRKT_t$ наблюдается в модели для defi, хотя его можно было бы ожидать для meme-token. Вероятно, это связано с тем фактом, что попавшие в список криптовалют на сайте Coingecko мем-коины уже приобрели некоторую известность и не демонстрируют такую высокую и волатильную динамику, какую они демонстрируют в период первоначального “хайпа” вокруг каждой вновь вышедшей монеты. Также на это влияет тот факт, что ребалансировка портфеля осуществляется раз в 2 месяца и в него попадают мем-коины, которые уже некоторым образом “устоялись”.

Что касается других риск-факторов, то в период после 2018 года коэффициент при CBS_t оказывается значимым для всех категорий криптовалют (кроме defi и meme-token). Для категории oracle коэффициенты при CBS_t и $CVOL_t$ оказываются незначимыми при включении в одну модель вместе ввиду некоторого некритичного уровня мультиколлинеарности. При включении по отдельности они значимы (и равны 0,23-0,24). Значимый прирост объясняющей способности дополнительных факторов, однако, наблюдается для категорий nft и gaming (R^2_{adj} от включения повышается на 0,1) и менее выражено для governance и infrastructure (0,04), а также для privacy-coins (0,03).

Более того, важность фактора размера в объяснении доходностей категорий подчёркивается заметным снижением коэффициентов при $CMRKT_t$, что позволяет лучше декомпозировать влияние факторов. Так, например, включение CBS_t в модели для nft и gaming сопровождается практически двухкратным снижением коэффициента при $CMRKT_t$. Таким образом, доходности этих криптовалют сильно зависят именно от низко капитализированных криптовалют. Так, коэффициент при CBS_t в модели только с $CMRKT_t$ для категорий gaming и nft даёт 0,62 и 0,52 соответственно. Для категории gaming данный коэффициент даже превышает её чувствительность к $CMRKT_t$ (0,58), а для nft — достаточно близок к нему (0,67). Учёт этих факторов также приводит к появлению значимой α , что указывает на наличие у nft и gaming (а также у oracle) некоторой устойчивой средней доходности, которая не зависит от рассматриваемых факторов. При этом учёт фактора размера для cryptocurrency и privacy-coins наоборот устраняет значимую константу, которая, таким образом, на самом деле учитывала фактор размера.

Для всех категорий, где коэффициент при факторе размера значимый, он имеет положительный знак, что говорит о том, что некоторая часть вариации доходности этой категории объясняется низкой капитализацией. При этом единственная категория, для которой коэффициент при CBS_t оказался отрицательным, — это cryptocurrency, что соответствует экономической логике, так как в этой категории находится Bitcoin.

Фактор моментума, в свою очередь, оказался незначим для всех криптовалют. Исключение составляет только категория governance, однако и для неё коэффициент при $CMOM_t$ оказывается значимым лишь совместно с $CVOL_t$ и $CMOM_t$, незначительно повышая R_{adj}^2 (на 0.005).

Результаты моделей, оценённых на периоде «известности», демонстрируют повышение степени связи рынка криптовалют с традиционным фондовым рынком, хотя и не такое значительное. Так, коэффициент при $SP500$ оказался статистически значимым для всех категорий криптовалют в одиночных моделях, хотя и с достаточно скромным R_{adj}^2 , достигающим максимум 0.11 для отдельных категорий. Однако включение в модель доходности самого рынка криптовалют $CMRKT_t$ для одних категорий криптовалют (defi, smart-contract-platform, cryptocurrency, meme-token) делает незначимым коэффициент при $SP500$ и демонстрирует лишь незначительный прирост R_{adj}^2 (до 0,02) для остальных. Тем не менее это всё же свидетельствует в пользу того, что связь рынка криптовалют и традиционного финансового рынка выросла по сравнению с периодом «становления».

Результаты оценивания моделей на полной выборке (с учётом периода пузыря 2017 года), представленные в таблице 34, демонстрируют схожую картину.

Таблица 34 — Результаты оценивания моделей доходностей категориальных портфелей на всей выборке

Категория	N	R_{adj}^2	Wald	α	$CMRKT_t$	$SP500_t$	CBS_t	$CVOL_t$	$CMOM_t$
defi	373	0,01		-0,0067		1,6062***			
	373	0,22		-0,0151	1,3094***				
	373	0,21		-0,0152	1,303***	0,1065			
	373	0,22	0,04	-0,0128	1,136***		0,316**	-0,1009	-0,0817
	373	0,22	0,08	-0,0128	1,1338***	0,0444	0,316**	-0,1014	-0,0817
nft	396	0,00		0,0206		0,9196			
	396	0,10		0,0139	1,0993***				
	396	0,10		0,0143	1,1203***	-0,3593			
	396	0,13	0,00	0,0198	0,6909***		0,6109***	-0,0837	0,3256
	396	0,13	0,00	0,0204	0,7165***	-0,5286	0,6112***	-0,0785	0,326
privacy-coins	426	0,03		-0,0005		1,2034***			
	426	0,49		-0,0045	1,041***				
	426	0,49		-0,0045	1,0381***	0,0525			
	426	0,53	0,00	-0,0013	0,8391***		0,2448***	-0,0068	-0,0222
	426	0,53	0,00	-0,0013	0,8393***	-0,0044	0,2448***	-0,0067	-0,0222
infra structure	375	0,02		-0,0003		2,2613***			
	375	0,13		-0,0041	1,179***				
	375	0,14		-0,0055	1,1212***	0,9689			
	375	0,16	0,01	0,0015	0,836***		0,5728***	-0,1442	0,0309
	375	0,16	0,00	-0,0004	0,7928***	0,8623	0,5747***	-0,1536	0,0316
smart-contract-platform	426	0,04		0,0079		1,2973***			
	426	0,60		0,0039	1,0709***				
	426	0,60		0,0038	1,0644***	0,1172			
	426	0,61	0,07	0,005	0,9683***		0,056	0,059	0,0243
	426	0,61	0,12	0,0049	0,9647***	0,0745	0,0566	0,0579	0,0243
crypto currency	426	0,05		0,0059		1,0066***			
	426	0,95		0,0023*	0,9327***				
	426	0,95		0,0023*	0,9343***	-0,0292			
	426	0,95	0,01	0,0019	0,9624***		-0,0292**	-0,0053	-0,0004
	426	0,95	0,01	0,0019	0,9634***	-0,0195	-0,0293**	-0,005	-0,0004
meme-token	426	0,01		0,0072		0,9811***			
	426	0,30		0,0031	1,0017***				
	426	0,30		0,0033	1,0093***	-0,1379			
	426	0,31	0,02	0,0048	0,8579***		0,1027	0,057	-0,022
	426	0,31	0,04	0,005	0,8672***	-0,195	0,1012	0,0598	-0,022
oracle	261	0,05		0,0061		2,2326***			
	261	0,32		0,0064	1,2038***				
	261	0,33		0,0052	1,1572***	0,726***			
	261	0,36	0,00	0,0146	0,8311***		0,1677	0,1958	-0,0888
	261	0,37	0,00	0,0136	0,7983***	0,593**	0,1684	0,1906	-0,0836
governance	322	0,08		0,0035		1,959***			
	322	0,44		-0,0008	0,9919***				
	322	0,45		-0,0019	0,9463***	0,7674***			
	322	0,54	0,00	0,0053	0,6448***		0,4104***	-0,0071	-0,0135
	322	0,55	0,00	0,0043	0,6132***	0,6311***	0,411***	-0,0131	-0,0098
gaming	355	0,00		0,0298		1,0473			
	355	0,10		0,0241	1,1348***				
	355	0,10		0,0244	1,1532***	-0,3064			
	355	0,13	0,00	0,0323*	0,6237***		0,6416***	-0,0331	0,2721
	355	0,13	0,00	0,0328*	0,6466***	-0,435	0,6401***	-0,0287	0,273

Примечание. Звездочками отмечена значимость коэффициентов с учётом HAC-робастных стандартных ошибок, где *** — значимость на 1%-ном уровне. Wald — p-value теста Вальда с нулевой гипотезой об одновременном равенстве нулю всех коэффициентов, кроме коэффициента β_1 при $CMRKT_t$ (т.е. $\beta_2 = \beta_3 = \beta_4$ (при наличии также $= \beta_5) = 0$).

Как и ранее, результаты на всей выборке отражают в большей степени результаты периода «известности», хотя, как было показано на выборке 2014-2017 года, структура взаимосвязей на криптовалютном рынке была тогда иной. Стоит отметить, что ранее значимая α в моделях для nft и gaming на более расширенной выборке оказывается незначимой на 5%, что может указывать лишь на временной артефакт выборки (или наличие какого-либо другого фактора).

В контексте анализа связи рынка криптовалют с традиционным рынком видится интересным также оценить модели, где в качестве зависимой переменной используется доходность крипто рынка $CMRKT_t$, а в качестве объясняющей переменной — $SP500_t$, а также прочие факторы в качестве контрольных. В таблице 35 представлены результаты соответствующих моделей.

Таблица 35 — Результаты оценивания моделей доходности рынка криптовалют $CMRKT_t$

Период	N	R_{adj}^2	α	$SP500_t$	CBS_t	$CVOL_t$	$CMOM_t$
Вся выборка	426	0,0594	0,0039	1,1087***			
		0,2992	0,0079		0,2503***	0,0971*	0,0175
		0,3209	0,0067	0,6919***	0,2475***	0,0837	0,0169
04.2014 – 05.2017	161	0,0079	0,0057	0,4844			
		0,0498	0,007		0,1574***	-0,0549	-0,0494
		0,0570	0,0064	0,4678	0,1605***	-0,0618	-0,0499
05.2018 — 06.2022	213	0,0698	-0,003	1,0371***			
		0,4765	0,0204***		0,5082***	0,1665*	0,085
		0,4837	0,0189***	0,3848**	0,4961***	0,1525*	0,0877

Примечание. Звездочками отмечена значимость коэффициентов с учётом HAC-робастных стандартных ошибок, где *** — значимость на 1%-ном уровне. Источник: составлено автором.

Даже в одиночных моделях динамика доходности крипто рынка довольно слабо объясняется $SP500_t$ — максимальный R_{adj}^2 наблюдается в период «известности» и почти достигает 0,07, а коэффициент при факторе близок к единице. Однако если учесть все прочие факторы, коэффициент при $SP500_t$ снизится до 0,38, а добавление его в модель лишь незначительно увеличивает коэффициент детерминации (менее 0,01). На полной выборке вклад $SP500_t$ в R_{adj}^2 чуть больше (0,02), а коэффициент при нём после учёта других факторов — чуть выше (0,069). Отсюда можно сделать вывод, что рынок криптовалют на рассматриваемой выборке в среднем остаётся достаточно слабо связан с традиционным рынком, хотя данная связь начала статистически проявляться только после мая 2017 года (вероятно, еще во время пузыря 2017-2018 года).

Что касается других факторов, то результаты моделей в таблице 35 для отдельных подпериодов показывают, что размеры коэффициентов, их значимость и объясняющая способность заметно разнятся, что вновь указывает на существование двух совершенно различных этапов рынка криптовалют. Это касается как моделей доходности категориальных портфелей, так и модели для *CMRKT*, а также моделей доходностей Bitcoin'a и Ether'a из предыдущих подразделов.

3.3.6 Выводы

В таблице обобщены результаты проверки статистических гипотез, выдвинутых в рамках подраздела 3.3.

	Период «становления» 2014-2018	Период «известности» 2018-2022	Г4. Результаты проверки гипотезы остались неизменными на подвыборках
Г1. Коэффициент β_1 при доходности рынка <i>CMRKT</i> незначим	Частично отвергается	Отвергается	Отвергается
Г1.1 β_1 одинаковый для всех категорий	Отвергается	Отвергается	Не отвергается
Г2. Коэффициенты при факторах <i>CBS</i>, <i>CVOL</i> и <i>CMOM</i> равны нулю ($\beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$)	Не отвергается	Отвергается	Отвергается
Г3. Коэффициент β_5 при доходности <i>SP500</i> незначим	Не отвергается	Частично отвергается	Отвергается
Г3.1 β_5 одинаковый для всех категорий	Не отвергается	Отвергается	Отвергается

Первая гипотеза о незначимости коэффициента β_1 при факторе доходности криптовалютного рынка не отвергается для более чем половины рассматриваемых категорий (defi, nft, infrastructure, governance, gaming) в период «становления», тогда как для остальных (privacy-coins, smart-contract-platform, cryptocurrency и meme-token) она строго отвергается. При этом в период «известности» гипотеза отвергается уже для всех категорий. Сами значения коэффициента β_1 практически для всех категорий значительно изменились между двумя подвыборками и приблизились к единице в период «известности». Также заметно выросла объясняющая способность самого фактора $CMRKT_t$ для всех категорий криптовалют (кроме cryptocurrency, для которого R_{adj}^2 в целом остался таким же): в период 2014–2018 R_{adj}^2 для всех

категорий (кроме *cryptocurrency*) находился в диапазоне от 0 до 0,18, а в период 2018–2022 — минимальный R_{adj}^2 составил 0.22. Таким образом, экономически значимая связь фактора доходности криптовалютного рынка со всеми рассматриваемыми категориями появилась именно в период «известности». Это согласуется с тезисом о том, что рынок криптовалют претерпел структурные изменения и сформировался именно как *рынок* только после пузыря 2017–2018 года.

Что касается дополнительной гипотезы об одинаковой чувствительности всех категорий криптовалют к фактору $CMRKT_t$, то она строго отвергается в период «становления», так как значения β_1 для разных категорий в данный период варьируются в довольно широком диапазоне — от 0 (незначимости) до 1. Это также отражает существовавшую разнородность и несформированность рынка криптовалют в тот период. В период «известности» вариация значений коэффициента при β_1 (при учёте других риск-факторов), даже увеличилась — от 0,55 (для *gaming*) до 1,6 (для *defi*), что также говорит об отвержении данной дополнительной гипотезы.

С точки зрения подверженности крипто-рыночному риску (имеющей наибольший коэффициент β_1), наиболее чувствительной к нему оказалась категория DeFi-токенов, а наименее — *gaming*. Если же говорить об этом с точки зрения корреляции с рынком, то помимо DeFi-токенов наименее скоррелированными с рынком оказались мем-коины (категория *meme-token*). Эти результаты свидетельствуют в пользу наличия некоторых возможностей для диверсификации внутри пространства криптовалют, хотя выгоды от неё определённо снизились с 2018 года.

В целом, результаты проверки первой гипотезы убедительно свидетельствуют в пользу содержательной гипотезы важности динамики всего рынка цифровых валют в объяснении динамики доходностей отдельных криптовалют. Это же касается и содержательной гипотезы о том, что разные категории криптовалют по-разному связаны с рынком криптовалют.

Гипотеза о совместной незначимости коэффициентов β_2 , β_3 и β_4 при факторах CBS , $CVOL$ и $CMOM$ в моделях доходностей категориальных портфелей скорее не отвергается в период «становления». Для отдельных категорий (*nft*, *privacy-coins*, *infrastructure* и *gaming*) можно было обнаружить значимые на 10% уровне коэффициенты при факторе размера (CBS), результат оказывался либо неустойчивым, либо не приносил в модель экономически значимой объясняющей способности. В период «известности» коэффициент β_2 при факторе размера (CBS) оказывался значимым для 7 из 9 рассматриваемых категорий криптовалют (кроме *defi* и *meme-token*), что позволяет отвергнуть выдвигаемую гипотезу, а также отвергнуть гипотезу о стабильности данного результата между выборками. Прирост объяснённой вариации от включения CBS , в том числе и вместе с прочими факторами, тем не менее, остаётся достаточно

скромным (от 0,001 до 0,04) для большинства категорий. Исключение составляют nft и gaming, для которых R_{adj}^2 от включения фактора размера увеличивается на 0,1 и для которых коэффициент при нём такой же или больше, чем при *CMRKT*.

Таким образом, этот результат свидетельствует скорее в пользу содержательной гипотезы о наличии на криптовалютном рынке риск-факторов, аналогичных рынку акций, объясняющих доходности категорий криптовалют. В основном речь идёт о только факторе размера. Фактор ликвидности, с другой стороны, оказался высоко скоррелированным с *CBS*, что, в свою очередь, свидетельствует о том, что в среднем размер капитализации криптовалют сильно коррелирует с объёмами торговли ими. Фактор моментума также оказался в основном незначимым, вероятно из-за достаточно длительного окна ребалансировки.

В целом, роль фактора размера в объяснении доходностей криптовалют оказывается несколько ниже, чем аналогичный фактор для рынка акций. Для сравнения, на рынке акций расширение традиционной CAPM-модели до трёхфакторной модели Фама-Френч (с включением факторов размера и стоимости) повышает R_{adj}^2 в среднем с 0,7 до 0,9. Вероятно, это можно объяснить относительной “молодостью” рынка криптовалют, на котором фактор размера стал явно проявляться лишь сравнительно недавно, после 2017 года.

Третья гипотеза о незначимости коэффициента β_5 при доходности индекса S&P 500 не отвергается для всех категорий криптовалют на выборке в период «становления», но формально отвергается для 6 из 9 категорий на выборке в период «известности» — даже после включения в модель фактора доходности крипторынка. Это же автоматически говорит о неотвержении дополнительной гипотезы о том, что коэффициент β_5 одинаковый для всех категориальных портфелей в период «становления» и об её отвержении в период «известности». Результаты анализа моделей с индексом *SP500* показывают, что в более ранний период доходности криптовалют вообще никак не коррелировали с традиционным фондовым рынком, ни на уровне отдельных категорий, ни на уровне корреляции с фактором *CMRKT*. При этом после 2018 года коэффициент при *SP500* стал статистически значимым для многих категорий криптовалют, однако его вклад в объясняющую способность моделей оказывался крайне низким (R_{adj}^2 повышался максимум на 0,02), как и в объясняющую способность доходности всего рынка криптовалют ($R_{adj}^2 \approx 0,07$ в одиночной модели регрессии *CMRKT* на *SP500*)

Таким образом, несмотря на то, что некоторая статистическая связь между криптовалютами и традиционным рынком стала проявляться в период после 2018 года, полученные результаты всё же свидетельствуют скорее против содержательной гипотезы о наличии связи между доходностью криптовалют и доходностью традиционного финансового рынка.

Выводы из главы 3

Соотнесём теперь полученные на основе анализа эконометрических моделей доходностей криптовалюты Bitcoin, Ether и категориальных портфелей результаты с выдвинутыми в конце второй главы гипотезами (см. таблицу 36).

Таблица 36 — Результаты проверки гипотез

Гипотезы	Подраздел 3.1 Bitcoin	Подраздел 3.2 Ether	Подраздел 3.3 Категории
1. Доходность криптовалют связана с их внутренними факторами (использованием)	Скорее ДА	Скорее НЕТ	
2. Доходности криптовалют в значительной степени связаны с доходностью рынка криптовалют		ДА	ДА
3. Разные категории криптовалют по-разному связаны с крипто рынком			ДА
4. На крипторынке существуют факторы риска аналогичные риск-факторам рынка акций			Скорее ДА
5. Доходность криптовалют связана с традиционным финансовым рынком	Скорее НЕТ		Скорее НЕТ
6. Факторы доходности криптовалют меняются со временем	ДА		ДА

Гипотеза 1. Доходность криптовалют связана с их внутренними факторами

В первых двух подразделах, в которых оценивались модели доходностей двух крупнейших по капитализации и принципиально разных по своей сути криптовалют Bitcoin и Ether, было получено, что внутренние факторы (различные метрики использования блокчейна) объясняют лишь некоторую небольшую часть вариации доходностей рассматриваемых цифровых активов. Для Bitcoin'а в период с 2018 года соответствующая лучшая модель смогла объяснить лишь 3,5% вариации дневных доходностей, а для Ether'а — 4,5%. Это свидетельствует о том, что краткосрочные изменения цен обоих криптовалют практически не зависят от изменений ончейн метрик.

При этом для недельных моделей ситуация несколько иная: в период с 2018 года для Bitcoin'а объясняющая способность лучшей модели выросла до 15%, в то время как для Ether'а — до 22,7%. Результаты в части оценок и объясняющей способности модели для Bitcoin'а оказались также робастны и при добавлении в модель доходностей традиционных финансовых активов, что говорит об устойчивости полученных результатов. Результаты для модели недельной доходности Ether, с другой стороны, при дополнительной проверке (моделирование доходности Ether относительно Bitcoin) оказались неустойчивыми и способными объяснить лишь от 2,9% до 9,4% вариации.

Что касается непосредственно факторов, значимо влияющих на доходности Bitcoin'a и Ether'a, то их состав заметно отличается. Единственным общим для обеих криптовалют фактором оказался показатель ончейн объёмов, причём с очень близким коэффициентом на недельных данных ($-0,06$ для BTC и $-0,046$ для ETH). Данный результат согласуется с экономической логикой и может быть объяснен через уравнение обмена — рост объёмов средств, задействованных в транзакциях, при прочих равных, свидетельствует о росте условного «уровня цен в криптоэкономике», что, в свою очередь, сопровождается снижением цены криптовалют относительно доллара США.

Различия в составе значимых внутренних факторов также подчёркивают фундаментальные различия между двумя криптовалютами. Для Bitcoin'a оказались важными в большей степени показатели, связанные с концентрацией предложения на богатых адресах — рост концентрации криптовалюты на таких счетах оказался положительно связан с изменением цены Bitcoin'a, что может указывать на признак нарратива «цифрового золота». Значимыми также оказываются сетевые эффекты (количество активных адресов), что в целом важно для любого технологического продукта, и динамика популярности запросов в Google Trends на тему «blockchain», что подчёркивает роль Bitcoin'a как самую основную ставку на развитие соответствующей технологии. В свою очередь, для Ether'a значимыми оказываются количество транзакций и объём средств в DeFi-протоколах (TVL), что несколько (принимая во внимание низкий R_{adj}^2) подчёркивает его роль как блокчейн-платформы для создания децентрализованных приложений.

Таким образом, первая содержательная гипотеза о наличии связи между доходностью криптовалют с внутренними факторами скорее принимается (не отвергается) для Bitcoin'a и скорее отвергается для Ether'a. На основе этого можно сделать вывод о том, что Bitcoin занимает особое место в глазах инвесторов в пространстве криптовалют как первая и самая высоко капитализированная цифровая монета, для которой внутренние факторы играют некоторую значимую роль и которая воспринимается как самая понятная ставка на рынок криптовалют в целом.

Гипотеза 2. Доходности криптовалют в значительной степени связаны с доходностью рынка криптовалют

Свидетельства в пользу второй гипотезы о связи доходностей отдельных криптовалют с доходностями всего крипто рынка были получены как на уровне анализа моделей доходности отдельной конкретной криптовалюты Ether, так и на уровне целых категорий криптовалют в рамках третьего подраздела настоящей главы.

В моделях для Ether я использовал ряд доходностей Bitcoin'a в качестве прокси динамики криптовалютного рынка, включение в модель которого приводило к значительному росту

объясняющей способности модели вплоть до значения $R_{adj}^2 = 0,7$. Более того, метрики использования блокчейна Ethereum, несмотря на свою статистическую значимость, обеспечивали прирост R_{adj}^2 на величину всего 0,0039 для дневных доходностей и 0,0291 на недельных²⁸⁵. Таким образом, на примере Ether можно увидеть, что несмотря на фундаментальные различия блокчейна Ethereum и Bitcoin, динамика Ether'a в значительной степени связана с динамикой Bitcoin'a, а сами фундаментальные метрики Ethereum слабо закладываются (прайсятся) в цену нативной криптовалюты.

В контексте моделирования доходностей категориальных портфелей совокупный риск-фактор доходности крипто рынка оказался значимым и объясняет, от 48% до 93% вариации доходностей большинства категорий криптовалют. Единственными категориями криптовалют, доходность которых динамика крипторынка объясняет сравнительно небольшую долю вариации, оказались DeFi-токены (28%) и мем-токены (22%). Это, в том числе, свидетельствует о наличии возможности категориальной («отраслевой») диверсификации на рынке криптовалют.

Гипотеза 3. Разные категории криптовалют по-разному связаны с крипто рынком

Тестирование третьей гипотезы проводилось на основе сравнения коэффициентов при риск-факторе криптовалютного рынка в моделях доходности категориальных портфелей криптовалют. Результаты показали, что в криптовалютах существует некоторая разнородность в части подверженности динамике всего рынка. В частности, классические криптовалюты, схожие по своему смыслу с Bitcoin'ом (т. е. представители категории *cryptocurrency* на портале Coingecko) оказались менее *рискованными* относительно всего рынка в одиночных моделях. При этом если учесть еще и фактор размера, то наименее подверженными крипторыночному риску оказались криптовалюты, связанные с игровыми (gaming) и NFT-проектами (nft). Наиболее высоко рисковыми, при этом, оказались криптовалюты из сферы децентрализованных финансов (defi). Таким образом, полученные результаты скорее свидетельствуют в пользу выдвинутой содержательной гипотезы.

Гипотеза 4. На крипторынке существуют факторы риска аналогичные риск-факторам рынка акций

Проверка гипотезы о существовании на рынке криптовалют совокупных факторов риска, аналогичных факторам Фама-Френч для рынка акций, продемонстрировала, что помимо фактора рыночного риска на крипторынке как минимум наблюдается значимый фактор размера. Он оказался статистически значимым на выборке в период «интереса» для 7 из 9 рассмотренных категорий криптовалют (кроме DeFi-токенов и мем-коинов), а включение его в модель доходности некоторых категорий криптовалют (nft и gaming) привело к заметному приросту коэффициента детерминации (на 0.1). Фактор ликвидности оказался, по сути, копией фактора

²⁸⁵ Или 0.0138 и 0.0947 для доходности ETH/BTC на дневных и недельных данных соответственно.

размера — высокие объёмы торгов практически всегда наблюдаются именно по криптовалютам с высокой капитализацией²⁸⁶. Фактор моментума также оказался в основном незначимым.

Тем не менее, полученные результаты свидетельствуют скорее в пользу содержательной гипотезы о существовании на рынке криптовалют совокупных факторов риска, как минимум фактора размера, объясняющих доходности разных категорий криптовалют.

Гипотеза 5. Доходность криптовалют связана с традиционным финансовым рынком

Что касается гипотезы о связи рынка криптовалют с традиционным финансовым рынком, то данная гипотеза скорее отвергается, однако с оговорками. Результаты моделей для Bitcoin'a в период после 2018 года продемонстрировали, что динамика индекса высокотехнологичных американских компаний (NASDAQ) объясняет около 10% вариации дневных доходностей Bitcoin'a, что значительно выше 2,4%, которые объясняются за счёт внутренних факторов. При этом объясняющая способность фондовых индексов для недельных доходностей оказалась не так ярко выражена (от 4% до 6% против 15% на внутренние факторы).

Результаты моделирования недельных доходностей категориальных портфелей показали, что доходность индекса S&P 500 оказалась устойчиво значимой в моделях для большинства категорий криптовалют в период после 2018 года, хотя прирост R_{adj}^2 от включения S&P 500 также оставался достаточно скромным (максимум 0.02). Аналогичные результаты получены в модели регрессии доходности крипторынка на S&P 500.

Таким образом, несмотря на формальную значимость соответствующих коэффициентов, чёткого выраженного экономически значимого влияния динамики традиционного рынка на крипторынок на уровне недельных доходностей скорее нет. Стоит, однако, отметить, что связь между двумя рынками всё же возрастает: в период 2014-2018 годов не наблюдалось даже статистически значимых коэффициентов. Тем не менее насколько она вырастит в дальнейшем и вырастит ли в принципе — вопрос открытый.

Гипотеза 6. Факторы доходности криптовалют меняются со временем

Наконец, шестая гипотеза о том, что факторы доходности криптовалют меняются со временем, была проверена как на уровне криптовалюты Bitcoin, так и на уровне портфелей криптовалют. Полученные результаты всецело свидетельствуют в пользу данной гипотезы. Анализ связи динамики Bitcoin'a с внутренними факторами продемонстрировал изменение как с точки зрения их состава, так и с точки зрения объясняющей способности. Аналогичные результаты были получены и в части категориальных портфелей. Рынок криптовалют в 2014-2017 году представлял собой совершенно разнородный и несвязанный друг с другом рынок.

²⁸⁶ Возможно, в качестве метрики ликвидности стоит использовать не «голые» торговые объёмы, но специальные метрики, например показатель неликвидности Амихуда (Amihud Y. Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects //Journal of financial markets. — 2002. — Т. 5. — №. 1. — С. 31-56.)

После 2017 года криптовалюты оформились в полноценный, достаточно связанный рынок, что отражается, в том числе, в появлении значимого для всех категорий фактора доходности крипторынка, объясняющего значительную долю вариации, а также появление значимого фактора размера. Всё это в том числе свидетельствует о произошедших масштабных структурных изменениях на рынке криптовалют. Крипторынок после пузыря 2017-2018 значительным образом отличается от крипторынка до него.

Заключение

Основной целью настоящего диссертационного исследования является систематизация криптовалют по классам и выполняемым ими экономическим функциям и выявление факторов доходностей криптовалют. Для достижения поставленной цели были сформулированы задачи, по итогу выполнения которых были получены следующие основные результаты.

1. На основе ретроспективного анализа развития рынка криптовалют с момента появления Bitcoin'a в 2009 году и вплоть до 2023 года была предложена собственная таксономия (классификация) криптовалют на основе выявления существенных характеристик и экономических функций, свойственных отдельным группам криптовалют. Проведённый анализ позволил оценить прогресс, который рынок цифровых валют совершили за 14 лет с точки зрения технологий и функций, которые и являются источниками фундаментальных различий между разными криптовалютами. Предложенная таксономия охватывает основные категории цифровых валют (платёжные криптовалют, токены блокчейн-платформ, токены управления, утилитарные токены, мем-койны, производные токены, стейблкоины и др.) и отражает результат развития всей индустрии к текущему моменту. На основании предложенной таксономии была выдвинута гипотеза, что различия в экономической сути могут порождать различия в механизмах их ценообразования. Данное соображение ранее практически не рассматривалось в научной литературе.

2. Результатом проведённого систематического обзора литературы, посвящённого анализу выполнения Bitcoin'ом двух функций денег, стал вывод о частичном выполнении Bitcoin'ом двух функций денег — средства платежа и средства сбережения. Как средство платежа Bitcoin имеет некоторые транзакционные выгоды, которые, однако, могут различаться как географически между странами, так и между различными сферами экономики. Как средство сбережения Bitcoin в последнее время усилил свои позиции в роли «цифрового золота». Определённую роль в этом сыграли в том числе и научные работы, которые демонстрировали достаточно низкую корреляцию криптовалюты с фондовым рынком и перспективы использования в роли долгосрочного хэджа против инфляции. Более того, именно в такой роли Bitcoin представляют нынешние эмитенты ETF, что, вероятно, также усиливает восприятие данного актива в качестве долгосрочного средства сбережения. Можно заключить, что Bitcoin сегодня занимает промежуточное положение между фиатными валютами и золотом: по удобству использования в расчётах он существенно уступает традиционным деньгам (хотя и не всем и не всегда), но превосходит золото (с точки зрения его передачи и хранения), тогда как с точки зрения сохранения стоимости Bitcoin надёжнее необеспеченных фиатных денежных единиц, хотя и не обладает вековым доверием, присущим золоту. Стоит отметить, что сегодня Bitcoin ближе по

своему смыслу к золоту, чем к фиату, хотя изначально воспринимался именно в качестве «цифровой наличности».

3. Всесторонний анализ теоретической и эмпирической научной литературы, посвящённой ценообразованию и выявлению факторов доходностей криптовалют, позволил идентифицировать слабо разработанные научные области изучения криптовалют как финансовых активов. Значительная часть работ концентрируется преимущественно на анализе Bitcoin'a, в то время как остальные криптовалюты рассматриваются не так подробно, а их особенности и специфичные свойства часто не принимаются во внимание. Даже второй по размеру капитализации криптовалюте Ether в литературе уделяется крайне мало внимания. В совокупности с тезисом о фундаментальных различиях между разными группами криптовалют, обоснованного в первой главе диссертации, и на основе проведённого анализа литературы были сформулированы шесть содержательных гипотез. Их проверка осуществлялась с помощью разнообразного эмпирического инструментария, включающего как оценку достаточно стандартных моделей доходностей отдельных криптовалют (Bitcoin'a и Ether'a), так и ранее не применяемое в контексте криптовалют моделирование доходностей портфелей криптовалют, собранных по принципу принадлежности к той или категории.

4. В соответствии с первой гипотезой доходности криптовалют связаны с их внутренними (фундаментальными) факторами. Под такими факторами подразумеваются различные метрики использования блокчейн-сети, в том числе активность пользователей, объёмы перемещаемых средств, интенсивность транзакционной активности, использование смарт-контрактов и др. Результаты проверки данной гипотезы для криптовалют Bitcoin показали, что 15% вариации недельных доходностей этой криптовалюты можно объяснить внутренними факторами, что говорит, скорее, в пользу выдвинутой гипотезы. При этом гипотеза скорее отвергается для криптовалюты Ether так как внутренние факторы оказались способны дополнительно объяснить лишь около 3% вариации, если в качестве регрессора также используется доходность Bitcoin'a. По итогу проверки первой гипотезы был сделан вывод, что в целом внутренние факторы играют достаточно скромную роль в объяснении доходностей криптовалют.

Важный результат был получен при анализе и сравнении непосредственного состава внутренних факторов, значимых в моделях для Bitcoin'a и Ether'a. Единственным общим для обеих криптовалют фактором оказался показатель ончейн объёмов, причём с очень близким коэффициентом на недельных данных (-0,06 для BTC и -0,046 для ETH). Данный результат согласуется с экономической логикой и может быть объяснён через уравнение обмена — рост объёмов средств, задействованных в транзакциях, при прочих равных, свидетельствует о росте условного «уровня цен в криптоэкономике», что, в свою очередь, сопровождается снижением цены криптовалют относительно доллара США.

Различия в составе значимых внутренних факторов демонстрируют, что фундаментальные различия между двумя криптовалютами некоторым образом отражаются в моделях их ценообразования. Так, для Bitcoin'a оказались важными в большей степени показатели, связанные с концентрацией предложения на богатых адресах — рост концентрации криптовалюты на таких счетах оказался положительно связан с изменением цены Bitcoin'a, что может указывать на признак нарратива «цифрового золота». В свою очередь, для Ether'a значимыми оказываются количество транзакций и объём средств в DeFi-протоколах (TVL), что подчёркивает его роль как блокчейн-платформы для создания децентрализованных приложений.

5. В рамках второй гипотезы проверяется тезис о том, что доходности криптовалют в значительной степени связаны с доходностью всего криптовалютного рынка. Результат проверки данной гипотезы является одним из наиболее существенных результатов работы, так как показывает, что значительная часть вариации доходностей отдельных цифровых валют обусловлена движением всего крипторынка, что подчёркивает высокую связанность данного рынка активов. Данный вывод подтверждается как анализом факторов доходностей Ether, так и доходностей целых категориальных портфелей.

В случае с Ether динамика крипторынка (в качестве прокси которого использовалась динамика Bitcoin'a) объясняет 70% вариации доходностей при достаточно малом приросте объясняющей способности модели при включении значимых внутренних факторов Ether. Отсюда также сделан вывод, что несмотря на фундаментальные различия блокчейна Ethereum и Bitcoin, динамика Ether'a в значительной степени связана с динамикой Bitcoin'a, нежели со своими фундаментальными факторами.

Результаты моделирования доходностей категориальных портфелей продемонстрировали, что доходность крипторынка является значимой и объясняет, от 48% до 93% вариации доходностей большинства категорий криптовалют. Исключение составляют лишь некоторые специфические категории — так, для DeFi-токенов доля объясненной вариации составляет около 28%, а для мем-койнов — порядка 22%. Относительно низкая зависимость DeFi- и мем-токенов от общего рынка означает, что инвесторы могут получать выигрыш от диверсификации по категориям. Хотя стоит учитывать, что данные категории обладают достаточно высоким идиосинкратическим риском.

6. Результаты моделирования доходностей криптовалютных портфелей также подтверждают третью гипотезу о разной чувствительности категорий криптовалют к общему крипторыночному риску. В частности, классические криптовалюты, схожие по своему смыслу с Bitcoin'ом (его форки и те, что позиционируются как «децентрализованные деньги»), оказались менее *рискованными* по итогам оценивания CAPM-подобной модели. В расширенных моделях с учётом фактора размера были выявлено, что наименее подверженными крипторыночному риску

являются криптовалюты, связанные с игровыми (gaming) и NFT-проектами (nft); а наиболее высоко рисковыми — DeFi-токены. Данные результаты также представляют интерес с точки зрения возможности факторного инвестирования в криптовалюты.

7. В рамках четвёртой гипотезы проверялось существование на рынке криптовалют обобщённых факторов доходностей, аналогичных факторам из расширенной модели CAPM (модели Фама-Френч и др.), способных объяснять доходности категорий криптовалют. В результате удалось обнаружить существование значимого фактора размера (риск-премии за размер капитализации). Наиболее подверженными данному риску категориями криптовалют являются цифровые валюты, связанные с игровыми (gaming) и NFT-проектами (nft). Наличие премии за размер расширяет понимание принципов ценообразования на рынке криптовалют и указывает на возможность заимствования некоторых подходов портфельного анализа, разработанных для акций, к цифровым валютам. На основании результатов проверки данной гипотезы также сделан вывод о формировании рыночной структуры на рынке криптовалют близкой к традиционному рынку акций.

8. В соответствии с пятой гипотезой содержательной гипотезой доходность криптовалют связана с традиционным финансовым рынком. Результаты её проверки свидетельствуют об относительно низком уровне связи криптовалют с динамикой различных фондовых индексов на дневных и недельных данных. Результаты моделей для Bitcoin'a в период после 2018 года продемонстрировали, что динамика индекса высокотехнологичных американских компаний (NASDAQ) объясняет около 10% вариации дневных доходностей Bitcoin'a, что значительно выше 2,4%, которые объясняются за счёт внутренних факторов. При этом объясняющая способность фондовых индексов для недельных доходностей оказалась не так ярко выражена (от 4% до 6% против 15% на внутренние факторы). Аналогичные результаты были получены также для моделей доходности категориальных портфелей (прирост R^2 всего на 0,02) и регрессии доходностей всего крипторынка на S&P 500 (максимальный R_{adj}^2 около 0,07 в модели без контрольных переменных). На основе этого был сделан вывод о достаточно слабой связи современного криптовалютного рынка с традиционным финансовым рынком, что подтверждает актуальность использования криптоактивов для диверсификации рисков в инвестиционных портфелях.

9. Свидетельства в пользу шестой содержательной гипотезы о том, что факторы доходностей криптовалют меняются со временем, были получены в результате эконометрического моделирования доходностей Bitcoin'a и категориальных портфелей. В частности, было обосновано существование различных периодов развития рынка криптовалют — ранний период «становления» рынка (2014-2017), когда о цифровых валютах было известно лишь узкому кругу лиц, и более поздний период «интереса», когда после схлопывания пузыря

на рынке в конце 2017 — начале 2018 года криптовалюты попали в поле зрения широкой общественности. По сути, все описанные выше 5 гипотез проверялись на двух подвыборках, и практически все из них дали разные результаты. Это позволило получить качественную интерпретацию произошедших изменений на крипторынке между этим двумя периодами.

При сравнении результатов моделирования доходностей Bitcoin'a с помощью внутренних факторов (первая гипотеза) на двух подвыборках было зафиксировано изменение как состава значимых внутренних факторов, так и их объясняющей способности (например, она выросла в 2 раза на выборке с 2018 года). Результаты в части категориальных портфелей продемонстрировали, что рынок криптовалют в период 2014–2017 года был абсолютно дезагрегированным: — часть категорий криптовалют вообще не коррелировала с крипторынком (и друг с другом), а другая часть была связана с общерыночной динамикой достаточно слабо (максимальный R^2 достигал всего 0,18). При этом основная динамика рынка формировалась за счёт Bitcoin'a и его форков (категория *cryptocurrency* по классификации Coingecko). Так же не был значим фактор размера.

Что касается связи криптовалют с традиционным финансовым рынком (пятая гипотеза), то в период «становления» соответствующие коэффициенты в основном оказывались незначимыми как в моделях доходностей Bitcoin'a, так и в моделях доходностей категориальных портфелей. При этом в период «интереса» эта связь безусловно стала статистически значимой, однако сила этой связи остаётся достаточно умеренной. Вопрос, возрастет ли влияние глобальных факторов на криптовалюты в будущем, остаётся открытым и представляет интерес для дальнейших исследований.

Результаты проверки этой гипотезы позволяют сделать вывод о том, что рынок криптовалют в текущем виде сформировался именно после пузыря 2017–2018 года. Иными словами, начиная с 2018 года, криптовалюты перестали существовать в “изоляции” и превратились в довольно связанный класс активов со своими внутренними сегментами и закономерностями. Эти структурные изменения важны как для академического понимания (они свидетельствуют о переходе рынка на новую стадию развития), так и для практики — стратегии инвестирования и риск-менеджмента должны учитывать, что исторические закономерности первых лет крипторынка могут не работать в текущих условиях. Кроме того, выявленная эволюция подчёркивает необходимость учёта временного контекста при анализе такого динамичного развивающегося рынка, как криптовалюты: факторы и взаимосвязи не статичны, они формируются и изменяются по мере роста, регуляторных изменений и технологического прогресса отрасли. Наконец, значимый вывод диссертации состоит в выявлении динамичности и эволюции факторов доходности криптовалют во времени.

Список литературы

- 1) Аганин А. Д. и др. Сравнение моделей прогноза волатильности криптовалют и фондового рынка //Экономический журнал Высшей школы экономики. — 2023. — Т. 27. — №. 1. — С. 49-77.
- 2) Бечвая К. З., Федорова Е. А., Рогов О. Ю. Влияние тональности новостей на курс биткойна //Финансы: теория и практика. — 2018. — Т. 22. — №. 4. — С. 104-113.
- 3) Криптовалюты и золото // Проклятие наличности / К. Рогофф / пер.с англ. Аллы Белых; под науч. Ред. Андрея Белых. — М.: Изд-во Института Гайдара, 2018.
- 4) Крылов Г. О., Лисицын А. Ю., Поляков Л. И. Сравнительный анализ волатильности криптовалют и фиатных денег //Финансы: теория и практика. — 2018. — Т. 22. — №. 2. — С. 66-89. — DOI: 10.26794/2587-5671-2018-22-2-66-89.
- 5) Майоров И. С. Автоматический маркет-мейкер — альтернатива традиционным биржевым моделям? // Экономическая политика. — 2022. — Т. 17. — №. 6. — С. 112-139. DOI: 10.18288/1994-5124-2022-6-112-139
- 6) Малкина М., Овчинников В. Рынок криптовалют: сверхреакция на новости и стадные инстинкты // Экономическая политика. — 2020. — Т. 15. — № 3. — С. 74-105.
- 7) Маневич В. А., Пересецкий А. А., Погорелова П. В. Волатильность фондового рынка и волатильность криптовалют //Прикладная эконометрика. — 2022. — Т. 65. — С. 65-76.
- 8) Носко В. П. Эконометрика. Книга первая. М //Дело. — 2011.
- 9) Симонов А. Ю., Зямалов В. Е. Факторы доходности и выживаемости первичных предложений монет в долгосрочной перспективе // Экономический журнал Высшей школы экономики. — 2019. — Т. 23. — №. 4. — С. 585-604.
- 10) Синельникова-Мурылева Е.В., Шилов К.Д., Зубарев А.В. Сущность криптовалют: дескриптивный и сравнительный анализ // Финансы: теория и практика. — 2019. — Т. 23. — №. 6. — С. 36-49 — DOI: 10.26794/2587-5671-2019-23-6-36-49
- 11) Уотсон М., Сток Д. Введение в эконометрику //Издательский дом" Дело" РАНХиГС. — 2015.
- 12) Столбов М.И. К десятилетию рынка криптовалют: текущее состояние и перспективы // Вопросы экономики. — 2019.— № 5.— С. 136–148
- 13) Фантаццини Д. и др. Все, что вы хотели знать о моделировании биткойна, но боялись спросить. Часть 1//Прикладная эконометрика. — 2016. — №. 4 (44). — С. 5-24.
- 14) Фантаццини Д. и др. Все, что вы хотели знать о моделировании биткойна, но боялись спросить. Часть 2 //Прикладная эконометрика. — 2017. — №. 1 (45). — С. 5-28.
- 15) Шилов К.Д., Зубарев А.В. Блокчейн и распределенные реестры как виды баз данных //Инновации. — 2018.— Т. 12. — № 242.— С. 77–87.

- 16) Шилов К. Д., Зубарев А. В. Эволюция криптовалюты биткоин как финансового актива // *Финансы: теория и практика*. — 2021. — Т. 25. — №. 5. — С. 150-171.
- 17) Шилов К. Д., Зубарев А. В. Факторы доходности Ethereum как платформы для создания децентрализованных приложений // *Финансовый журнал*. — 2023. — Т. 15. — №. 1. — С. 95-115.
- 18) Aalborg H. A., Molnár P., de Vries J. E. What can explain the price, volatility and trading volume of Bitcoin? // *Finance Research Letters*. — 2019. — Т. 29. — С. 255-265.
- 19) Akhtaruzzaman M. et al. Is gold a hedge or a safe-haven asset in the COVID–19 crisis? // *Economic Modelling*. — 2021. — Т. 102. — С. 105588.
- 20) Al-Yahyaee K. H. et al. Why cryptocurrency markets are inefficient: The impact of liquidity and volatility // *The North American Journal of Economics and Finance*. — 2020. — Т. 52. — С. 101168.
- 21) Alexander C., Choi J., Massie H.R.A., Sohn S. Price discovery and microstructure in ether spot and derivative markets // *International Review of Financial Analysis*. — 2020. — Т. 71. — С. 101506.
- 22) Alexander C., Dakos M. A critical investigation of cryptocurrency data and analysis // *Quantitative Finance*. — 2020. — Т. 20. — №. 2. — С. 173-188.
- 23) Alvarez F., Argente D., Van Patten D. Are cryptocurrencies currencies? Bitcoin as legal tender in El Salvador // *Science*. — 2023. — Т. 382. — №. 6677. — С. eadd2844.
- 24) Amihud Y. Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects // *Journal of financial markets*. — 2002. — Т. 5. — №. 1. — С. 31-56.
- 25) Angela O., Sun Y. Factors affecting cryptocurrency prices: Evidence from Ethereum // *2020 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*. — IEEE, 2020. — С. 318-323.
- 26) Aoyagi J., Adachi D. Economic implications of blockchain platforms // *arXiv preprint arXiv:1802.10117*. — 2018.
- 27) Aoyagi J., Adachi D. Fundamental values of cryptocurrencies and blockchain technology // *SSRN Electronic Journal*. — 2018
- 28) Azimli A. Is gold a safe haven for the US dollar during extreme conditions? // *International Economics*. — 2024. — Т. 177. — С. 100478.
- 29) Bampinas G., Panagiotidis T. Are gold and silver a hedge against inflation? A two century perspective // *International Review of Financial Analysis*. — 2015. — Т. 41. — С. 267-276.
- 30) Bandara K., Hyndman R. J., Bergmeir C. MSTL: A Seasonal-Trend Decomposition Algorithm for Time Series with Multiple Seasonal Patterns // *arXiv preprint arXiv:2107.13462*. — 2021.

- 31) Barro R.J. Money and the Price Level Under the Gold Standard // The Economic Journal. — Oxford Academic, 1979.— T. 89, № 353.— C. 13–33. DOI: 10.2307/2231404
- 32) Baur D. G., Dimpfl T. The volatility of Bitcoin and its role as a medium of exchange and a store of value //Empirical Economics. — 2021. — T. 61. — №. 5. — C. 2663-2683.
- 33) Baur D. G., Hoang L. T. A crypto safe haven against Bitcoin //Finance Research Letters. — 2021. — T. 38. — C. 101431.
- 34) Baur D. G., Lucey B. M. Is gold a hedge or a safe haven? An analysis of stocks, bonds and gold //Financial review. — 2010. — T. 45. — №. 2. — C. 217-229.
- 35) Baur D. G., McDermott T. K. Is gold a safe haven? International evidence //Journal of Banking & Finance. — 2010. — T. 34. — №. 8. — C. 1886-1898.
- 36) Baur D. G., McDermott T. K. J. Why is gold a safe haven? //Journal of Behavioral and Experimental Finance. — 2016. — T. 10. — C. 63-71.
- 37) Baur D.G., Dimpfl T., Kuck K. Bitcoin, gold and the US dollar — A replication and extension // Finance Research Letters.— 2018.— T. 25.— C. 103–110
- 38) Baur D.G., Hong K., Lee A.D. Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? // Journal of International Financial Markets, Institutions and Money. — 2018. — T. 54. — C. 177-189. — DOI: 10.1016/j.intfin.2017.12.004.
- 39) Beckmann J., Czudaj R. Gold as an inflation hedge in a time-varying coefficient framework //The North American Journal of Economics and Finance. — 2013. — T. 24. — C. 208-222.
- 40) Biais B. et al. Equilibrium bitcoin pricing //The Journal of Finance. — 2023. — T. 78. — №. 2. — C. 967-1014.
- 41) Biais B. et al. The blockchain folk theorem //The Review of Financial Studies. — 2019. — T. 32. — №. 5. — C. 1662-1715.
- 42) Bianchi D. Cryptocurrencies as an asset class? An empirical assessment // The Journal of Alternative Investments. — 2020. — T. 23 — № 2. — C. 162-179.
- 43) Bianchi D., Rossini L., Iacopini M. Stablecoins and cryptocurrency returns: What is the role of Tether? //Available at SSRN 3605451. — 2020.
- 44) Bohannon J. Why criminals can't hide behind Bitcoin // Science.org. — 2016. URL: <https://www.science.org/content/article/why-criminals-cant-hide-behind-bitcoin>, DOI: 10.1126/science.aaf4167
- 45) Bolt W., Van Oordt M. R. C. On the value of virtual currencies //Journal of Money, Credit and Banking. — 2020. — T. 52. — №. 4. — C. 835-862.
- 46) Borri N., Liu Y., Tsyvinski A. The economics of non-fungible tokens // SSRN. — 2022. — №. 4052045.

- 47) Borup D., Schütte E. C. M. In search of a job: Forecasting employment growth using Google Trends //Journal of Business & Economic Statistics. — 2022. — T. 40. — №. 1. — C. 186-200.
- 48) Bouri E. et al. On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier? //Finance Research Letters. — 2017. — T. 20. — C. 192-198.
- 49) Bouri E., Lucey B., Roubaud D. Cryptocurrencies and the downside risk in equity investments //Finance Research Letters. — 2020. — T. 33. — C. 101211.
- 50) Catalini C., Gans J. S. Initial coin offerings and the value of crypto tokens. — National Bureau of Economic Research, 2018. — №. w24418.
- 51) Cepni O., Demirer R., Rognone L. Hedging climate risks with green assets //Economics Letters. — 2022. — T. 212. — C. 110312.
- 52) Chambers S. A. Money has no value. — Walter de Gruyter GmbH & Co KG, 2023.
- 53) Cheah E. T., Fry J. Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin //Economics letters. — 2015. — T. 130. — C. 32-36.
- 54) Chen J., Lin D., Wu J. Do cryptocurrency exchanges fake trading volumes? An empirical analysis of wash trading based on data mining // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. — 2022. — T. 586. — C. 126405.
- 55) Cheung A., Roca E., Su J. J. Crypto-Currency Bubbles: An application of the Phillips-Shi-Yu (2013) methodology on Mt. Gox bitcoin prices //Applied Economics. — 2015. — T. 47. — №. 23. — C. 2348-2358.
- 56) Chiu J., Koepl T. V. The economics of cryptocurrency: Bitcoin and beyond //Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique. — 2022. — T. 55. — №. 4. — C. 1762-1798.
- 57) Chod J., Lyandres E. A theory of ICOs: Diversification, agency, and information asymmetry //Management Science. — 2021. — T. 67. — №. 10. — C. 5969-5989.
- 58) Chu J., Chan S., Nadarajah S., Osterrieder J. GARCH modelling of cryptocurrencies // Journal of Risk and Financial Management. — 2017. — T 10. — № 4.
- 59) Chu J., Chan S., Zhang Y. An analysis of the return–volume relationship in decentralised finance (DeFi) //International Review of Economics & Finance. — 2023. — T. 85. — C. 236-254.
- 60) Ciaian P. et al. Virtual relationships: Short-and long-run evidence from BitCoin and altcoin markets //Journal of International Financial Markets, Institutions and Money. — 2018. — T. 52. — C. 173-195.
- 61) Ciaian P., Kancs A., Rajcaniova M. The price of Bitcoin: GARCH evidence from high frequency data //arXiv preprint arXiv:1812.09452. — 2018.
- 62) Ciaian P., Rajcaniova M., Kancs A. The economics of BitCoin price formation //Applied economics. — 2016. — T. 48. — №. 19. — C. 1799-1815.
- 63) Cong L. W. et al. Crypto wash trading (upcoming) // Management Science. — 2023.

- 64) Cong L. W., He Z. Blockchain disruption and smart contracts //The Review of Financial Studies. — 2019. — T. 32. — №. 5. — C. 1754-1797.
- 65) Cong L. W., He Z., Li J. Decentralized mining in centralized pools //The Review of Financial Studies. — 2021. — T. 34. — №. 3. — C. 1191-1235.
- 66) Cong L.W., Karolyi G.A., Tang K., Zhao W. Value Premium, Network Adoption, and Factor Pricing of Crypto Assets // SSRN. - №. 3985631.– 2022
- 67) Cong L.W., Li Y., Wang N. Token-Based Platform Finance // Journal of Financial Economics. — 2022.– T. 144, № 3.– C. 972–991
- 68) Cong L.W., Li Y., Wang N. Tokenomics: Dynamic Adoption and Valuation // The Review of Financial Studies. — 2021.– T. 34, № 3.– C. 1105–1155
- 69) Conlon T., McGee R. Safe haven or risky hazard? Bitcoin during the Covid-19 bear market // Finance Research Letters. — 2020. — T. 35. — C. 101607.
- 70) Corbet S. et al. Are DeFi tokens a separate asset class from conventional cryptocurrencies? //Annals of Operations Research. — 2023. — T. 322. — №. 2. — C. 609–630.
- 71) Corbet S. et al. Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis //International Review of Financial Analysis. — 2019. — T. 62. — C. 182-199. DOI: 10.1016/j.irfa.2018.09.003.
- 72) Corbet S. et al. Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets //Economics Letters. — 2018. — T. 165. — C. 28-34.
- 73) Corbet S., Goodell J. W., Günay S. What drives DeFi prices? Investigating the effects of investor attention //Finance Research Letters. — 2022. — T. 48. — C. 102883.
- 74) Corbet S., Lucey B. An analysis of the development of cryptocurrency research // In: Cryptocurrency and Blockchain Technology ; Ed. by Corbet S., Urquhart A., and Yarovaya L., Berlin: De Gruyter, 2020. p. 23–54.
- 75) Corbet S., Lucey B., Yarovaya L. Datestamping the Bitcoin and Ethereum bubbles //Finance Research Letters. — 2018. — T. 26. — C. 81-88.
- 76) D’Amuri F., Marcucci J. The predictive power of Google searches in forecasting US unemployment //International Journal of Forecasting. — 2017. — T. 33. — №. 4. — C. 801-816.
- 77) Dastgir S., Demir E., Downing G., Gozgor G., Lau C.K.M. The causal relationship between Bitcoin attention and Bitcoin returns: Evidence from the Copula-based Granger causality test // Finance Research Letters. — 2019. — № 28. — C. 160-164.
- 78) Diebold F. X., Yilmaz K. Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers //International Journal of forecasting. — 2012. — T. 28. — №. 1. — C. 57-66.
- 79) Diehl S., Akalin J., and Tseng D. Popping the Crypto Bubble. Consilience Consulting U.K., 2022. 306 p.

- 80) Divakaruni A., Zimmerman P. The lightning network: Turning bitcoin into money //Finance Research Letters. — 2023. — T. 52. — №. 103480.
- 81) Dobrynskaya V. Cryptocurrency momentum and reversal // SSRN. — № 3913263. — 2021.
- 82) Dobrynskaya V., Dubrovskiy M. Cryptocurrencies meet equities: Risk factors and asset-pricing relationships //Fintech, Pandemic, and the Financial System: Challenges and Opportunities. — Emerald Publishing Limited, 2023. — T. 22. — C. 95-111.
- 83) Dowling M. Is non-fungible token pricing driven by cryptocurrencies? // Finance Research Letters. — 2022. — T. 44. — C. 102097.
- 84) Dyhrberg A. H. Bitcoin, gold and the dollar — A GARCH volatility analysis //Finance Research Letters. — 2016. — T. 16. — C. 85-92
- 85) Easley D., O'Hara M. and Basu S. From mining to markets: The evolution of bitcoin transaction fees //Journal of Financial Economics. — 2019. — T. 134. — №. 1. — C. 91-109.
- 86) Ehsani S., Linnainmaa J. T. Factor momentum and the momentum factor //The Journal of Finance. — 2022. — T. 77. — №. 3. — C. 1877-1919.
- 87) El Faqir Y., Arroyo J., Hassan S. An overview of decentralized autonomous organizations on the blockchain //Proceedings of the 16th international symposium on open collaboration. — 2020. — C. 1-8. DOI: 10.1145/3412569.3412579
- 88) Elliott G., Rothenberg T. J., Stock J. H. Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root //Econometrica. — 1996. — T. 64. — №. 4. — C. 813-836.
- 89) Enoksen F. A. et al. Understanding risk of bubbles in cryptocurrencies //Journal of Economic Behavior & Organization. — 2020. — T. 176. — C. 129-144.
- 90) Fama E. F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work //Journal of finance. — 1970. — T. 25. — №. 2. — C. 383-417.
- 91) Fama E. F. Efficient capital markets: II //The journal of finance. — 1991. — T. 46. — №. 5. — C. 1575-1617.
- 92) Fama E. F. Random walks in stock market prices //Financial analysts journal. — 1995. — T. 51. — №. 1. — C. 75-80.
- 93) Fama E. F., French K. R. The capital asset pricing model: Theory and evidence //Journal of economic perspectives. — 2004. — T. 18. — №. 3. — C. 25-46.
- 94) Fama E. F., MacBeth J. D. Risk, return, and equilibrium: Empirical tests //Journal of political economy. — 1973. — T. 81. — №. 3. — C. 607-636.
- 95) Fantazzini D., Kolodin N. Does the Hashrate Affect the Bitcoin Price? // Journal of Risk and Financial Management.— 2020.— T. 13. — № 11.— C. 263

- 96) Faux Z. Anyone Seen Tether's Billions? // Bloomberg. — 2021. URL: <https://www.bloomberg.com/news/features/2021-10-07/crypto-mystery-where-s-the-69-billion-backing-the-stablecoin-tether>
- 97) Foley S., Karlsen J. R., Putniņš T. J. Sex, drugs, and bitcoin: How much illegal activity is financed through cryptocurrencies? //The Review of Financial Studies. — 2019. — T. 32. — №. 5. — C. 1798-1853.
- 98) Garratt R., Wallace N. Bitcoin 1, bitcoin 2,...: An experiment in privately issued outside monies //Economic Inquiry. — 2018. — T. 56. — №. 3. — C. 1887-1897.
- 99) Glaser F. et al. Bitcoin-asset or currency? revealing users' hidden intentions // ECIS. — 2014. — Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2425247>
- 100) Goldman Sachs Investment Research. Interview with Fred Ehrsam //Top of Mind. — March 2014. — T. 21. — №. 8. — C. 8-9
- 101) Goodell J. W., Goutte S. Diversifying equity with cryptocurrencies during COVID-19 // International Review of Financial Analysis. — 2021. — T. 76. — C. 101781.
- 102) Gotham E. Irrational Economic Action: Running a Bitcoin Lightning Node for Negative Profit //Ledger. — 2023. — T. 8.
- 103) Green E. J., Porter R. H. Noncooperative collusion under imperfect price information //Econometrica: Journal of the Econometric Society. — 1984. — C. 87-100.
- 104) Griffin J. M., Shams A. Is Bitcoin really untethered? //The Journal of Finance. — 2020. — T. 75. — №. 4. — C. 1913-1964.
- 105) Grobys K., Huynh T. L. D. When Tether says “JUMP!” Bitcoin asks “How low?” //Finance Research Letters. — 2022. — T. 47. — C. 102644.
- 106) Gu C., Han H., Wright R. New monetarist economics //Oxford Research Encyclopedia of Economics and Finance. — 2019.
- 107) Guesmi K. et al. Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from bitcoin //International Review of Financial Analysis. — 2019. — T. 63. — C. 431-437.
- 108) Hałaburda H., Sárváry M., Haeringer G. Beyond Bitcoin: The Economics of Digital Currencies and Blockchain Technologies. — Palgrave Macmillan, 2022.
- 109) Hassan S., De Filippi P. Decentralized autonomous organization //Internet Policy Review. — 2021. — T. 10. — №. 2. — C. 1-10. DOI: 10.14763/2021.2.1556
- 110) Hayek F. A. Denationalisation of money: an analysis of the theory and practice of concurrent currencies. — Ludwig von Mises Institute, 1976. — T. 70.
- 111) Hayes A. S. Cryptocurrency value formation: An empirical study leading to a cost of production model for valuing bitcoin //Telematics and informatics. — 2017. — T. 34. — №. 7. — C. 1308-1321

- 112) Hayes A.S. Bitcoin price and its marginal cost of production: support for a fundamental value // *Applied Economic Letters*.—2019.— T. 26.—№ 7.— C. 554–560
- 113) Haykir O., Yagli I. Speculative bubbles and herding in cryptocurrencies // *Financial innovation*. — 2022. — T. 8. — №. 1. — C. 78.
- 114) Hazlett P. K., Luther W. J. Is bitcoin money? And what that means // *The Quarterly Review of Economics and Finance*. — 2020. — T. 77. — C. 144-149.
- 115) Hendrickson J. R., Hogan T. L., Luther W. J. The political economy of bitcoin // *Economic Inquiry*. — 2016. — T. 54. — №. 2. — C. 925-939.
- 116) Hendrickson J. R., Luther W. J. Banning bitcoin // *Journal of Economic Behavior & Organization*. — 2017. — T. 141. — C. 188-195.
- 117) Huberman G., Leshno J. D., Moallemi C. Monopoly without a monopolist: An economic analysis of the bitcoin payment system // *The Review of Economic Studies*. — 2021. — T. 88. — №. 6. — C. 3011-3040.
- 118) Hussein Z., Salama M. A., El-Rahman S. A. Evolution of blockchain consensus algorithms: a review on the latest milestones of blockchain consensus algorithms // *Cybersecurity*. — 2023. — T. 6. — №. 1. — C. 30.
- 119) Jermann U. J. A macro finance model for proof-of-stake ethereum // Available at SSRN 4335835. — 2023.
- 120) Jevons W. S. *Money and the Mechanism of Exchange*. 1875.
- 121) Karim S., Lucey B.M., Naeem M.A., Uddin G.S. Examining the interrelatedness of NFTs, DeFi tokens and cryptocurrencies // *Finance Research Letters*. — 2022. — T. 41. — C. 102696.
- 122) Kim H.-M., Bock G.-W., Lee G. Predicting Ethereum prices with machine learning based on Blockchain information // *Expert Systems with Applications*. — 2021. — T. 184. — C. 115480.
- 123) Kiyotaki N., Wright R. A search-theoretic approach to monetary economics // *The American Economic Review*. — 1993. — C. 63-77.
- 124) Kiyotaki N., Wright R. On money as a medium of exchange // *Journal of political Economy*. — 1989. — T. 97. — №. 4. — C. 927-954.
- 125) Kjærland F. et al. An analysis of bitcoin's price dynamics // *Journal of Risk and Financial Management*. — 2018. — T. 11. — №. 4. — C. 63.
- 126) Klein T., Pham Thu H., Walther T. Bitcoin is not the New Gold — A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance // *International Review of Financial Analysis*. — 2018. — T. 59. — C. 105-116. — DOI: 10.1016/j.irfa.2018.07.010.
- 127) Koshy P., Koshy D., McDaniel. An analysis of anonymity in bitcoin using P2P network traffic / *Financial Cryptography and Data Security - 18th International Conference, FC 2014, Revised Selected Papers*. — 2014. — p. 469-485. — DOI: 10.1007/978-3-662-45472-5_30

- 128) Kristoufek L. BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era //Scientific reports. — 2013. — T. 3. — №. 1. — C. 3415.
- 129) Kristoufek L. Is the Bitcoin price dynamics economically reasonable? Evidence from fundamental laws //Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. — 2019. — T. 536. — C. 120873.
- 130) Kristoufek L. What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis //PloS one. — 2015. — T. 10. — №. 4. — C. e0123923.
- 131) Kyriazis N., Papadamou S., Corbet S. A systematic review of the bubble dynamics of cryptocurrency prices //Research in International Business and Finance. — 2020. — T. 54. — C. 101254.
- 132) Kyriazis N.A. A Survey on Efficiency and Profitable Trading Opportunities in Cryptocurrency Markets // Journal of Risk and Financial Management. — 2019. — T. 12. — № 2. — C. 67.
- 133) Lagos R., Wright R. A unified framework for monetary theory and policy analysis //Journal of political Economy. — 2005. — T. 113. — №. 3. — C. 463-484.
- 134) Le Pennec G., Fiedler I., Ante L. Wash trading at cryptocurrency exchanges //Finance Research Letters. — 2021. — T. 43. — C. 101982.
- 135) Li X., Wang C. A. The technology and economic determinants of cryptocurrency exchange rates: The case of Bitcoin //Decision support systems. — 2017. — T. 95. — C. 49-60.
- 136) Liu L. et al. From technology to society: An overview of blockchain-based DAO //IEEE Open Journal of the Computer Society. — 2021. — T. 2. — C. 204-215. DOI: 10.1109/OJCS.2021.3072661
- 137) Liu W. Portfolio diversification across cryptocurrencies //Finance Research Letters. — 2019. — T. 29. — C. 200-205.
- 138) Liu Y., Tsyvinski A. Risks and returns of cryptocurrency //The Review of Financial Studies. — 2021. — T. 34. — №. 6. — C. 2689-2727.
- 139) Liu Y., Tsyvinski A., Wu X. Common risk factors in cryptocurrency // The Journal of Finance. — 2022. — T. 77. — №. 2. — C. 1133-1177.
- 140) Ljung G. M., Box G. E. P. On a measure of lack of fit in time series models //Biometrika. — 1978. — T. 65. — №. 2. — C. 297-303.
- 141) Makarov I., Schoar A. Blockchain analysis of the bitcoin market //Available at SSRN 3942181. — 2021.
- 142) Makarov I., Schoar A. Cryptocurrencies and decentralized finance (DeFi). — National Bureau of Economic Research, 2022. — №. w30006.
- 143) Maouchi Y., Charfeddine L., El Montasser G. Understanding digital bubbles amidst the COVID-19 pandemic: Evidence from DeFi and NFTs //Finance Research Letters. — 2022. — T. 47. — C. 102584.

- 144) Maravall A. Unobserved components in economic time series //Handbook of Applied Econometrics Volume 1: Macroeconomics. — 1999. — C. 1-51.
- 145) Metelski D., Sobieraj J. Decentralized Finance (DeFi) Projects: A Study of Key Performance Indicators in Terms of DeFi Protocols' Valuations // International Journal of Financial Studies.— Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022.— T. 10, № 4.— C. 108
- 146) Mishkin F. S. The economics of money, banking, and financial markets. — Pearson education, 2007.
- 147) Mnif E., Jarboui A. COVID-19, bitcoin market efficiency, herd behavior // Review of Behavioral Finance. — 2021. — T. 13. — №. 1. — C. 69-84.
- 148) Nadini M. et al. Mapping the NFT revolution: market trends, trade networks, and visual features //Scientific reports. — 2021. — T. 11. — №. 1. — C. 20902. — DOI: 10.1038/s41598-021-00053-8
- 149) Nakamoto S. Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. — 2008. URL: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- 150) Narang H. K., Shrirame V. K., Kurrey B. Price Prediction of Ethereum Using Blockchain Historical and Exchange Data by Supervised Machine Learning Algorithms //2023 4th International Conference on Industrial Engineering and Artificial Intelligence (IEAI). — IEEE, 2023. — C. 8-15.
- 151) Newey W. K., West K. D. A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix //Econometrica: Journal of the Econometric Society. — 1987. — C. 703-708.
- 152) Newey W. K., West K. D. Hypothesis testing with efficient method of moments estimation //International Economic Review. — 1987. — C. 777-787.
- 153) Nguyen T. V. H. et al. Stablecoins versus traditional cryptocurrencies in response to interbank rates //Finance Research Letters. — 2022. — T. 47. — C. 102744.
- 154) Noda A. On the evolution of cryptocurrency market efficiency // Applied Economics Letters. — 2021. — T. 28. — №. 6. — C. 433-439.
- 155) O'Connor F. A. et al. The financial economics of gold—A survey //International Review of Financial Analysis. — 2015. — T. 41. — C. 186-205.
- 156) O'Dwyer K. J., Malone D. Bitcoin Mining and its Energy Footprint / ISSC 2014. — 2014. DOI: 10.1049/cp.2014.0699
- 157) Ollech D., Webel K. A random forest-based approach to identifying the most informative seasonality tests //Deutsche Bundesbank Discussion Paper. — 2020. — № 5.
- 158) Peterburgsky S. Size, value and volatility //International Review of Economics & Finance. — 2024. — T. 91. — C. 752-763.

- 159) Platanakis E., Sutcliffe C., Urquhart A. Optimal vs naïve diversification in cryptocurrencies //Economics Letters. — 2018. — T. 171. — C. 93-96.
- 160) Reguerra E. Dogecoin founder speaks out against ‘meme coins’ // Cointelegraph. — 2022. URL: <https://cointelegraph.com/news/dogecoin-founder-speaks-out-against-meme-coins>
- 161) Samuelson P. A. An exact consumption-loan model of interest with or without the social contrivance of money //Journal of political economy. — 1958. — T. 66. — №. 6. — C. 467-482.
- 162) Schellinger B. Optimization of special cryptocurrency portfolios //The Journal of Risk Finance. — 2020. — T. 21. — №. 2. — C. 127-157.
- 163) Schilling L., Uhlig H. Some simple bitcoin economics //Journal of Monetary Economics. — 2019. — T. 106. — C. 16-26.
- 164) Shahzad S.J.H., Balli F., Naeem M.A., Hasan M., Arif M. Do conventional currencies hedge cryptocurrencies? // The Quarterly Review of Economics and Finance. — 2021. — T. 85. — C. 223-228.
- 165) Shahzad S.J.H., Bouri E., Roubaud D., Kristoufek L., Lucey B. Is Bitcoin a better safe-haven investment than gold and commodities? // International Review of Financial Analysis. — 2019. — T. 63. — C. 322-330.
- 166) Shanaev S. et al. Proof-of-What? Detecting original consensus algorithms in cryptocurrencies with a four-factor model //SSRN. — №. 3395008. — 2019.
- 167) Shanaev S. et al. The marginal cost of mining, Metcalfe's law and cryptocurrency value formation: Causal inferences from the instrumental variable approach // SSRN. — №. 3432431. — 2019.
- 168) Sharma P., Pramila R. M. Price Prediction of Ethereum Using Time Series and Deep Learning Techniques //Proceedings of Emerging Trends and Technologies on Intelligent Systems: ETTIS 2022. — Singapore : Springer Nature Singapore, 2022. — C. 401-413.
- 169) Shen D., Urquhart A., Wang P. A three-factor pricing model for cryptocurrencies //Finance Research Letters. — 2020. — T. 34. — C. 101248.
- 170) Shukla S. The ‘Blockchain Trilemma’ That’s Holding Back Crypto // The Washington Post. — 2022. URL: https://www.washingtonpost.com/business/the-blockchain-trilemma-thats-holding-back-crypto/2022/09/07/6dd64574-2ebc-11ed-bcc6-0874b26ae296_story.html
- 171) Simonite T. Mapping the Bitcoin Economy Could Reveal Users’ Identities // MIT Technology Review. 2013. URL: <https://www.technologyreview.com/2013/09/05/176558/>
- 172) Smales L. A. Bitcoin as a safe haven: Is it even worth considering? //Finance Research Letters. — 2019. — T. 30. — C. 385-393.
- 173) Sockin M., Xiong W. A model of cryptocurrencies //Management Science. — 2023 (forthcoming)
- 174) Sockin M., Xiong W. Decentralization through tokenization //The Journal of Finance. — 2023. — T. 78. — №. 1. — C. 247-299.

- 175) Song G. H. Valuation of Cryptocurrency Without Intrinsic Value: A Promise of Future Payment System and Implications to De-dollarization //Eastern Economic Journal. — 2023. — T. 49. — №. 2. — C. 221-248.
- 176) Stroukal D. Can Bitcoin become money?: Its money functions and the regression theorem //International journal of business & management. — 2018. — T. 6. — №. 1. — C. 36-53.
- 177) Tirole J. Asset bubbles and overlapping generations //Econometrica: Journal of the Econometric Society. — 1985. — C. 1499-1528.
- 178) Trejos A., Wright R. Search, bargaining, money, and prices //Journal of political Economy. — 1995. — T. 103. — №. 1. — C. 118-141.
- 179) Triki M. B., Maatoug A. B. The GOLD market as a safe haven against the stock market uncertainty: Evidence from geopolitical risk //Resources Policy. — 2021. — T. 70. — C. 101872.
- 180) Urquhart A. The inefficiency of Bitcoin // Economics Letters. — 2016. — T. 148. — C. 80-82.
- 181) Urquhart A. Under the hood of the Ethereum blockchain // Finance Research Letters. — 2021. — C. 102628.
- 182) Urquhart A., Zhang H. Is Bitcoin a hedge or safe haven for currencies? An intraday analysis // International Review of Financial Analysis. — 2019. — T. 63. — C. 49-57.
- 183) Vasilopoulos K., Pavlidis E., Martínez-García E. exuber: Recursive right-tailed unit root testing with R //Journal of Statistical Software. — 2022. — T. 103. — C. 1-26.
- 184) Vidal-Tomás D. An investigation of cryptocurrency data: The market that never sleeps //Quantitative Finance. — 2021. — T. 21. — №. 12. — C. 2007-2024.
- 185) Vidal-Tomás D. Which cryptocurrency data sources should scholars use? //International Review of Financial Analysis. — 2022. — T. 81. — C. 102061.
- 186) Von Luckner C. G., Reinhart C. M., Rogoff K. Decrypting new age international capital flows //Journal of Monetary Economics. — 2023. — T. 138. — C. 104-122.
- 187) Wallace N. The overlapping generations model of fiat money //Models of Monetary Economies, Federal Reserve Bank of Minneapolis. — 1980. — C. 49-82.
- 188) Wang G. J., Ma X., Wu H. Are stablecoins truly diversifiers, hedges, or safe havens against traditional cryptocurrencies as their name suggests? //Research in International Business and Finance. — 2020. — T. 54. — C. 101225.
- 189) Wang P. et al. Is cryptocurrency a hedge or a safe haven for international indices? A comprehensive and dynamic perspective //Finance Research Letters. — 2019. — T. 31. — C. 1-18.
- 190) Wang S., Vergne J. P. Buzz factor or innovation potential: What explains cryptocurrencies' returns? //PloS one. — 2017. — T. 12. — №. 1. — C. e0169556.

- 191) Wei W. C. The impact of Tether grants on Bitcoin //Economics Letters. — 2018. — T. 171. — C. 19-22.
- 192) White R. et al. Is Bitcoin a currency, a technology-based product, or something else? //Technological forecasting and social change. — 2020. — T. 151. — C. 119877.
- 193) Williamson S., Wright R. New monetarist economics: Models //Handbook of monetary economics. — Elsevier, 2010. — T. 3. — C. 25-96
- 194) Xu T. A., Xu J. A short survey on business models of decentralized finance (DeFi) protocols //International Conference on Financial Cryptography and Data Security. — Cham : Springer International Publishing, 2022. — C. 197-206.
- 195) Yaffe-Bellany D. The Coin That Could Wreck Crypto // The New-York Times. — 2022. URL: <https://www.nytimes.com/2022/06/17/technology/tether-stablecoin-cryptocurrency.html>
- 196) Yermack D. Is Bitcoin a real currency? An economic appraisal //Handbook of digital currency. — Academic Press, 2024. — C. 29-40.
- 197) Yousaf I., Ali S. Linkages between stock and cryptocurrency markets during the COVID-19 outbreak: An intraday analysis // The Singapore Economic Review. — 2021. — DOI: 10.1142/S0217590821470019.
- 198) Yousaf I., Nekhili R., Gubareva M. Linkages between DeFi assets and conventional currencies: Evidence from the COVID-19 pandemic // International Review of Financial Analysis. — 2022. — T. 81. — C. 102082.
- 199) Yousaf I., Yarovaya L. Static and dynamic connectedness between NFTs, Defi and other assets: Portfolio implication //Global Finance Journal. — 2022. — T. 53. — C. 100719.
- 200) Zhu Y., Hendry S. A Framework for Analyzing Monetary Policy in an Economy with E-money. — Bank of Canada Staff Working Paper, 2019. — №. 2019-1.