

14/22

ПРЕПРИНТЫ

МАКРОЭКОНОМИКА
И ФИНАНСЫ
MACROECONOMICS MACROECONOMICS
AND FINANCE
AND FINANCE

МАКРОЭКОНОМИКА
И ФИНАНСЫ
MACROECONOMICS MACROECONOMICS
AND FINANCE
AND FINANCE

МАКРОЭКОНОМИКА
И ФИНАНСЫ
MACROECONOMICS MACROECONOMICS
AND FINANCE
AND FINANCE

МАКРОЭКОНОМИКА
И ФИНАНСЫ
MACROECONOMICS MACROECONOMICS
AND FINANCE
AND FINANCE

МАКРОЭКОНОМИКА
И ФИНАНСЫ
MACROECONOMICS MACROECONOMICS
AND FINANCE
AND FINANCE

М. Н. Кузнецова
Е. В. Синельникова-Мурылева, К. Д. Шилов

**ФАКТОРНЫЕ МОДЕЛИ ДОХОДНОСТИ
ОДНОРОДНЫХ ГРУПП КРИПТОВАЛЮТ**

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАРОДНОГО ХОЗЯЙСТВА
И ГОСУДАРСТВЕННОЙ СЛУЖБЫ ПРИ ПРЕЗИДЕНТЕ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
(РАНХиГС)»

Факторные модели доходности однородных групп криптовалют

Кузнецова М.Н., Центр изучения проблем центральных банков Института прикладных экономических исследований (ИПЭИ) Российской академии народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ (РАНХиГС), н. с., ORCID ID: 0000-0002-3660-6587, kuznetsova-mn@ranepa.ru

Синельникова-Мурылева Е.В., Центр изучения проблем центральных банков Института прикладных экономических исследований (ИПЭИ) Российской академии народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ (РАНХиГС), с. н. с., к. э. н., ORCID ID: 0000-0001-7494-2728, e.sinelnikova@ranepa.ru

Шилов К.Д., Лаборатория прикладных макроэкономических исследований Центра математического моделирования экономических процессов ИПЭИ РАНХиГС, н. с., ORCID ID: 0000-0002-2149-3946, shilov-kd@ranepa.ru

Москва 2022

THE RUSSIAN PRESIDENTIAL ACADEMY OF NATIONAL ECONOMY
AND PUBLIC ADMINISTRATION
(RANEPA)

Factor models of cryptocurrency return within homogeneous groups

M.N. Kuznetsova, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA), researcher, ORCID ID: 0000-0002-3660-6587, kuznetsova-mn@ranepa.ru

E.V. Sinelnikova-Muryleva, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA), senior researcher, Cand. Sci. (Econ.), ORCID ID: 0000-0001-7494-2728, e.sinelnikova@ranepa.ru

K.D. Shilov, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA), researcher, ORCID ID: 0000-0002-2149-3946, shilov-kd@ranepa.ru

Moscow, 2022

Аннотация

Актуальность проводимого исследования обусловлена тем, что до сих пор отсутствует единое понимание того, к какой группе следует относить криптовалюты – к финансовым активам или валютам (средствам платежа). Неоднозначность и многосторонность определения природы и функций криптовалют порождают разнообразие взглядов на методы моделирования их доходностей. Основной **предмет** исследования – доходность криптовалют. **Цель** данной работы – выявление детерминант доходностей однородных групп криптовалют. Для достижения данной цели были выполнены такие **задачи**, как формирование различных групп криптовалют, моделирование факторов, позволяющих учесть особенности рынка криптовалют, и применение многофакторных моделей по типу Фамы-Френча для анализа доходностей криптовалют. На основе собранных дневных данных о капитализации, объемах торговли и цене криптовалют за период с 01.04.2014 по 29.05.2022 для криптовалют были построены стандартные факторы на основании показателей капитализации, объемов торгов и первого момента, а также сформированы факторы, отражающие доходность рынка криптовалют в целом и доходность фондового рынка (S&P500). Основной **метод** оценивания регрессий – эконометрическое моделирование с использованием метода наименьших квадратов. Полученные **результаты** эмпирического исследования свидетельствуют в пользу положительной взаимосвязи между доходностью однородных групп криптовалют и разностью доходностей верхних и нижних 30% криптовалют по показателю рыночной капитализации. Взвешенная на основе показателей рыночной капитализации доходность рынка криптовалют (аналог S&P500) оказывает положительное влияние на доходность однородных групп криптовалют. Основной **вывод** исследования заключается в том, что переход к эмпирическому анализу на основе однородных групп криптовалют позволил получить устойчивые результаты, свидетельствующие об отсутствии взаимосвязи между доходностью фондового рынка и доходностью криптовалют, находящихся в единой гомогенной группе. **Научная новизна** работы заключается в представлении оценки влияния смоделированных факторов на различные однородные группы (портфели) криптовалют в отдельные периоды времени. **Рекомендация** исследования состоит в необходимости дальнейшего поиска детерминант доходностей криптовалют и последующего анализа их влияния.

Ключевые слова: криптовалюты, факторы доходности, модели ценообразования, временные ряды, доходность, рыночная капитализация, финансовые модели, CAPM, Фама-Френч.

JEL: G11, G12, G17, C01, C32, C51.

Abstract

There is still no common understanding of whether cryptocurrencies should be classified as financial assets or as currencies. The ambiguity and versatility of the definition of the nature and functions of cryptocurrencies give rise to a variety of views on the methods of modeling their returns. Therefore, the issue of essence of cryptocurrencies is **topical**. The main **subject** of the study is the return of cryptocurrencies. The main **aim** of this work is to identify the determinants of return of homogeneous groups of cryptocurrencies. To achieve this goal, such **tasks** as the formation of various groups of cryptocurrencies, modeling of factors that take into account the peculiarities of the cryptocurrency market, and the evaluation of multifactor models of the Fama-French type for the analysis of cryptocurrency returns have been performed. Based on the collected daily data on capitalization, trading volumes and the price of cryptocurrencies for the period from 01.04.2014 to 29.05.2022, standard factors for cryptocurrencies based on market capitalization, trading volumes and the first momentum, as well as factors reflecting the return of the cryptocurrency market as a whole and the return of the stock market (S&P500) were constructed. The main **method** of estimating regressions is econometric modeling using the least squares method. The **results** of an empirical study indicate a positive relationship between the return of homogeneous groups of cryptocurrencies and the difference in the yields of the upper and lower 30% of cryptocurrencies in terms of market capitalization. Weighted return of the cryptocurrency market based on market capitalization (analogous to the S&P500) has a positive impact on the return of homogeneous groups of cryptocurrencies. The main **conclusion** of the study is that the transition to empirical analysis based on homogeneous groups of cryptocurrencies allowed us to obtain stable results indicating the absence of a relationship between the return of financial assets and the return of cryptocurrencies that are in a single homogeneous group. The **scientific novelty** of the work consists in presenting an assessment of the impact of modeled factors on various groups (portfolios) of cryptocurrencies in certain periods of time. This study **recommends** conducting a search for the determinants of cryptocurrency returns and subsequent analysis of their impact.

Keywords: cryptocurrencies, return factors, pricing models, time series, return, market capitalization, financial models, CAPM, Fama-French.

JEL: G11, G12, G17, C01, C32, C51.

Содержание

Введение	7
1. Модели доходностей криптовалют.....	10
2. Эмпирическое исследование	21
Заключение	28
Благодарности.....	29
Список использованных источников.....	30

Введение

За последние годы на рынке появилось большое число цифровых валют и активов, выполняющих различные функции. В настоящий момент на рынке имеется более 13 тысяч криптовалют, призванных выполнять различные функции. В то же время до сих пор ввиду неоднозначности и многогранности определения природы и функций криптовалют возникает разнообразие взглядов на методы моделирования их достоинств.

В одной из работ [1] было установлено, что основные детерминанты стоимости криптовалют можно разделить на 4 группы:

- 1) факторы спроса и предложения;
- 2) факторы рынка криптовалют;
- 3) макро-финансовые факторы;
- 4) политические факторы.

Первая из упомянутых групп включает в себя такие детерминанты, как трансакционные издержки (связанные с алгоритмами доказательство работы, proof-of-work, PoW и доказательство владения, proof-of-stake, PoS), система бонусов/поощрений, сложность майнинга (hash rate), циркуляция криптовалют, а также различные изменения в правилах осуществления транзакций с криптовалютами. Если говорить про детерминанты рынка криптовалют, то к ним можно отнести привлекательность криптовалют, имеющиеся на рынке тренды, а также различного рода спекуляции. Еще одним важным набором факторов являются макро-финансовые факторы, среди которых принято выделять ситуацию на фондовых рынках, обменный курс, цену на золото, ставку процента и прочие. Наконец политические факторы подразумевают влияние на стоимость криптовалют таких аспектов, как легализация криптовалют, наличие различных ограничений и так далее.

Изначально в работах исследователей в качестве базиса для проведения расчетов выступали стандартные модели CAPM [2] и многофакторные модели по типу Фамы-Френча [3], [4], [5], что по умолчанию предполагает, что криптовалюты рассматриваются как финансовый актив, а в качестве объясняющих переменных используются лишь специфические показатели рынка криптовалют и финансового рынка. Однако применение данного подхода на практике не увенчалось большим успехом,

поскольку моделируемые исследователями регрессии зачастую обладали низкой описательной способностью в отношении цен и доходностей рассматриваемых криптовалют.

В связи с этим всю большую популярность приобретают исследования, посвященные моделированию и учету факторов рынка криптовалют в качестве детерминант доходностей токенов. Так, например, в одной из работ было представлено исследование, посвященное анализу влияния краткосрочных и долгосрочных факторов на цену криптовалют [1]. В качестве объясняющих переменных авторы использовали такие показатели, как индекс “Crypto-50”, объем торговли криптовалют, волатильность криптовалют, а также доходность фондового рынка (созданная на основе S&P500), курсы обмена валют (EURO/USD), ставка процента в США, мировая цена на нефть.

Иной подход к анализу факторов цен/доходностей криптовалют основан на рассмотрении факторов предложения данных активов. Так, например, в одной из работ [6], посвященных выявлению детерминант цен криптовалют, авторы выдвигают две гипотезы:

- 1) Цены отдельных криптовалют положительно связаны с вычислительной мощностью и размером сети.
- 2) Совокупные показатели, отражающие основные аспекты функционирования блокчейна, способны отражать источники систематического риска.

Таким образом, наличие столь разносторонних подходов к моделированию доходностей криптовалют при условии отсутствия единого понимания их сущности позволяет сформулировать новую исследовательскую цель, заключающуюся в определении того, в какой степени движение доходностей криптовалют объясняется определенными факторами. Под криптовалютами мы будем понимать только частные проекты, то есть из рассмотрения исключаются ЦБЦБ и государственные криптовалюты. Для достижения поставленной цели был выполнен ряд задач:

- анализ теоретических моделей влияния определенных факторов на доходность криптовалют;
- сбор и систематизация данных о цене, рыночной капитализации и объемах торговли криптовалют;
- формирование объясняющих факторов, влияние которых на доходность представляет интерес;

- оценка регрессий на различных временных периодах и обобщение полученных результатов.

Проводимое эмпирическое исследование опирается на методы эконометрического моделирования, а в частности построение регрессий на основе метода наименьших квадратов. Основная гипотеза исследования состоит в том, что со временем наблюдается конвергенция криптовалют и финансовых активов в плане приобретения схожих свойств, паттернов поведения.

Научная новизна проведенного исследования заключается в формировании однородных групп криптовалют, рассмотрении факторов доходности групп криптовалют, отражающих особенности рынка данных активов, на различных временных промежутках, что позволяет учесть неоднородность выборки во времени.

Результаты работы могут быть использованы как потребителями на рынке криптовалют при принятии решений об инвестировании в данный класс финансовых активов, так и государством при разработке и осуществлении экономической политики.

1. Модели доходностей криптовалют

Особый интерес многих ученых в данный момент сконцентрирован на выявлении основных детерминант доходностей криптовалют. Как уже было показано ранее, подходы к моделированию доходностей криптовалют могут быть основаны на различных предпосылках относительно криптовалют и предполагать использование кардинально отличающихся между собой объясняющих переменных. Наиболее часто исследователи прибегают к использованию стандартных моделей CAPM [2] и многофакторных моделей по типу Фамы-Френча [3], [4], [5].

Важно отметить, что криптовалюты не обладают фундаментальной стоимостью в традиционном ее понимании, вследствие чего использование моделей Фамы-Френча в явном виде, без учета особенностей рынка криптовалют может приводить к неверным и/или неполным выводам относительно детерминант доходностей групп криптовалют. Данный факт побудил нас использовать в качестве базиса для проведения эмпирического исследования методологию, описанную в работе Лю и Цивинского [7].

В наших более ранних исследованиях начать анализ факторов доходностей криптовалют было решено с рассмотрения неоднородных групп криптовалют [8]. Данный подход предполагал разбиение всех криптовалют на пять квантилей (по 20% от общего числа) на основе рыночной капитализации. Таким образом, в первую группу попали 20% криптовалют с наибольшей рыночной капитализацией. Проведенное эмпирическое исследование позволило установить, что имеет место высокая степень неоднородности как в разрезе объектов, так и во временном разрезе. Данный фактор оказывал значительное влияние на значимость определенных объясняющих переменных, а также на степень данной значимости. Вследствие чего выводы были разнородными, и не представлялось возможности распространить их на всю генеральную совокупность криптовалют.

В связи с результатами, полученными на предыдущем этапе исследования темы, было принято решение в качестве выборки для анализа использовать однородные группы криптовалют. Для достижения сформулированной цели были собраны

данные о рыночной капитализации, объёме торгов и ценах криптовалют¹. Информация об указанных показателях была собрана за период с апреля 2013 года по июль 2022 года. Общее количество криптовалют, для которых были собраны данные, составило 13 461.

Первый шаг исследования предполагает ограничение выборки по времени. В качестве рассматриваемого временного периода было решено оставить период с 1 апреля 2014 года по 29 мая 2022. Также вследствие того, что перед нами стояла задача выявления факторов доходности криптовалют в содержательно различные периоды времени, было произведено разбиение всей выборки на более однородные с точки зрения тенденций подпериоды. Данная процедура основана на идеях, допущениях в выводах работы [9] и приводит к формированию следующих трех временных промежутков:

- 1) весь период (06.04.2014 – 29.05.2022);
- 2) период становления рынка криптовалют (06.04.2014 – 30.04.2017);
- 3) период зрелости (высокой волатильности) рынка криптовалют (05.06.2018 – 29.05.2022).

Такое разбиение всего временного промежутка обусловлено тем, что в упомянутой ранее работе [9] был продемонстрирован факт возникновения на рынке пузыря в период с 01.05.2017 по 01.05.2018 (*рисунок 1*). Наличие периода такого рода может привести к искажению получаемых оценок, вследствие чего соответствующий временной промежуток исключается из анализа.

¹ Данные взяты с портала www.coingecko.com.



Рисунок 1. Динамика капитализации рынка криптовалют в логарифмической шкале

Источник: составлено авторами на основе данных coinmarketcap.com.

На втором шаге из выборки 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. Итоговая выборка состоит из 3041 криптовалюты.

Основным преимуществом использования портала Coingecko является то, что в данном интернет-источнике представлено разбиение криптовалют на категории посредством использования тэгов². На момент сбора данных, то есть на 30 июня 2022, общее количество тэгов было равно 141 (*таблица 1*).

Таблица 1

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

² 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.

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	edgeware-ecosystem	Edgeware Ecosystem	104	protocol	Protocol
34	education	Education	105	real-estate	Real Estate
35	elrond-ecosystem	Elrond Ecosystem	106	realt-tokens	RealT Tokens
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	tokensests	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			

Источник: составлено авторами по данным портала coingecko.com.

Важной задачей проводимого исследования является фильтрация набора криптовалют не только по формальным критериям (количеству наблюдений и показателю средней за период рыночной капитализации), но и по содержательной сущности/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 акций, входящих в индекс широкого рынка акций (S&P500 или другого аналогичного индекса), однако при этом в поле анализа не попадают курсы валют, другие финансовые индексы, ETF фонды, фьючерсы или прочие деривативы.

Руководствуясь теми же правилами отбора интересующих нас активов, мы ис-

ключили из всей совокупности криптовалют значительное число деривативных токенов. Среди них были обнаружены и исключены также 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); токены, отражающие динамику другой криптовалюты, но обращающиеся на стороннем блокчейне (например, Wrapped Bitcoin, обрачивающийся 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 27³ категорий, описывающих такие «производные» токены (*таблица 2*).

Таблица 2

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	нет данных
14	liquid-staking-tokens	derivatives		us-election-2020	нет данных
15	lp-tokens	derivatives			

Источник: составлено авторами.

³ Две категории – «mirrored-assets» и «us-elections» – оказались пустыми.

Впоследствии для каждой из приведенных в вышерасположенной таблице категорий был скачан список входящих в нее криптовалют⁴. Таким образом, если криптовалюта имеет хотя бы один из указанных выше тэгов, то она исключалась из выборки. После применения соответствующего фильтра количество криптовалют в выборке сократилось с 3041 до 2895. После ручной проверки были исключены еще 8 криптовалют, вследствие чего размер итоговой выборки составил 2887 криптовалют. Именно отобранные объекты наблюдения и послужат основой для формирования факторов и построения моделей.

Первый шаг эмпирической стратегии – расчет недельных логарифмических доходностей на основе формулы (1):

$$R_{it} = \log \left(\frac{Close_{it}}{Close_{it-1}} \right), \quad (1)$$

где R_t – доходность криптовалюты i в момент времени t ;

$Close_{it}$ – цена закрытия криптовалюты i в момент времени t ;

$Close_{it-1}$ – цена закрытия криптовалюты i в момент времени $t-1$.

Особое внимание стоит обратить на то, что при формировании данных для недельных доходностей отсечки по выборке приходились лишь на воскресенья. Таким образом, доходность представляет собой логарифм отношения цены криптовалюты в определенное воскресенье к цене криптовалюты в предыдущее воскресенье.

Далее мы сформировали различные факторные портфели, аналогичные факторным портфелям из модели Фамы-Френч-Кархарта [3], [4], [5],⁵ отражающие фактор среднерыночной доходности рынка криптовалют (CMRKT), фактор размера (CBS) и фактор момента (СМОМ). Фактор CMRKT представляет собой портфель из средневзвешенных по капитализации криптовалют, CBS – доходность портфеля, содержащего длинные позиции в криптовалютах с низкой капитализацией и короткие в высококапитализированных, СМОМ – доходность портфеля, имеющего длинную позицию в растущих криптовалютах и короткую в падающих. Помимо перечисленных факторов мы также создали портфель, характеризующий премию за ликвидность

⁴ Отнесение криптовалюты к той или иной категории осуществлялось на основе присвоенного ей на портале CoinGecko соответствующего тэга.

⁵ Для криптовалют подобные портфели также строились в работах [7], [8].

(CVOL), в рамках которого покупаются криптовалюты, демонстрирующие низкую ликвидность, выраженную в объеме биржевых торгов, а продаются наиболее ликвидные криптовалюты.

Состав криптовалют и их веса в соответствующих портфелях определяется на первое число каждые два месяца. Для фактора CMRKT формула недельной доходности выглядит следующим образом (см. формулу (2)):

$$CMRTK_t = \left(\sum_{i=1}^n w_i \times r_{it} \right) - R_t^f, \quad (2)$$

где n – количество криптовалют в выборке;

w_i – доля рыночной капитализации i -ой криптовалюты в течение двух месяцев;

r_{it} – недельная доходность i -ой криптовалюты;

R_t^f – безрисковая доходность за неделю t .

Помимо совокупной доходности всего рынка мы также создали 5 квантильных портфелей по размеру капитализации.⁶

Для остальных факторов используется похожий механизм. В момент формирования портфеля (первое число месяца) криптовалюты сортируются по определённому признаку: для CBS это капитализация, для СМОМ – 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. Веса той группы, по которой в соответствии со стратегией формирования портфеля должна быть открыта короткая позиция, берутся с отрицательным знаком. Далее эти веса используются в течение последующих двух месяцев для расчёта доходности факторного портфеля, аналогично формуле (2).

⁶ Далее «группа 1» соответствует портфелю наиболее крупных по капитализации криптовалют, а «группа 5» – портфелю наиболее мелких криптовалют.

Что касается категориальных портфелей, то они были созданы аналогично фактору CMRKT, однако состав таких портфелей ограничен лишь криптовалютами, попадающими в данную категорию.

Разбиение криптовалют по категориям позволило увидеть, что из 2887 уникальных криптовалют лишь 2522 имеют принадлежность хотя бы к одной категории. После всех преобразований в нашем распоряжении имеется 111 категорий, а каждая криптовалюта в среднем входит в 2–3 категории (2,54), причём наибольшее количество категорий наблюдается у криптовалюты Chainlink (17 штук).

Более подробный анализ 111 категорий позволил установить, что все их можно разбить на несколько групп. Значительная часть категорий (68 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 какой экосистемы функционирует данный сервис/обращивается криптовалюта, 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 111 различных портфелей на основе исходных категорий представляется не совсем корректным 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 были сформированы 10 различных агрегированных категорий, характеризующих различные группы криптовалют (*таблица 3*).

Помимо 10 приведённых категорий мы также в некоторых случаях используем 30 тэгов, связанных с идентификацией принадлежности к той или иной экосистеме.

При этом были исключены некоторые экосистемные категории, в рамках которых количество наблюдений (недельных доходностей) 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.

Таблица 3

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
Сфера проекта	Defi	Токены проектов из сферы децентрализованных финансов	UNI, AAVE, COMP
	Gaming NFT	Метавселенные, игры с использованием механик NFT Проекты, создающие различные NFT	AXS, SAND, STEPN AXS, APE, THETA
	Infrastructure	Токены инфраструктурных сервисов, используемых другими проектами	FIL, LINK, GRT
	Oracle	Токены проектов, предоставляющих услуги трансляции в блокчейн внешней информации	LINK, UMA, API3
Возможность участия в решениях относительно развития проекта/сервиса	Governance	Токены проектов, владение которыми даёт право на участие в развитии проекта посредством голосования	MKR, AAVE, UNI

Источник: составлено авторами.

2. Эмпирическое исследование

В рамках проводимого эмпирического исследования нами был оценен набор моделей, предполагающих последовательное включение различного набора объясняющих переменных. Наиболее полная модель, включающая все наши факторы, представлена в формуле (3):

$$Y_t = \alpha + \beta_1 S\&P500_t + \beta_2 CBS_t + \beta_3 CVOL_t + \beta_4 CMOM_t + \\ + \beta_5 CMRKT_t + \varepsilon_t, \quad (3)$$

где Y_t – доходность категориального портфеля;

$S\&P500_t$ – рыночная доходность в момент времени t , сформированная на основе индекса S&P500;

CBS_t – разность средневзвешенных доходностей между последними 30% и первыми 30% криптовалют по показателю рыночной капитализации (аналог показателя “small minus big” для рынка акций);

$CVOL_t$ – разность средневзвешенных доходностей между первыми 30% и последними 30% криптовалют по показателю объема торговли;

$CMOM_t$ – разность средневзвешенных доходностей между первыми 30% и последними 30% криптовалют по показателю первого момента;

$CMRKT_t$ – взвешенная доходность рынка криптовалют (аналог S&P500);

ε_t – случайные ошибки.

Было принято решение начать эмпирический анализ с построения стандартной модели CAPM, используя, однако, в качестве объясняющей переменной доходность рынка криптовалют. Представленные (*таблица 4*) результаты позволяют увидеть, что на периоде с апреля 2014 года по май 2017 года доходность рынка криптовалют оказывала статистически значимое влияние на взвешенную по капитализации доходность группы криптовалют лишь для определенных категорий. На периоде же после 2018 года во всех моделях объясняющая переменная оказывает значимое влияние на зависимую. И вновь, как было не раз уже подмечено ранее, результаты для всего временного периода аналогичны результатам за период с 2018 года.

Следующий шаг исследования – построение моделей, аналогичных тем, что были построены Фамой и Френчем. Во второй из приведенных ниже таблиц (*таблица*

5) представлены результаты оценивания соответствующих регрессий. На периоде становления рынка криптовалют фактор рыночной доходности оказывал статистически значимое влияние на доходность криптовалют почти всех групп за исключением “defi” и “governance”. Фактор CBS оказывает влияние на доходность четырех групп криптовалют, а фактор СМОМ – двух.

Результаты также позволяют увидеть, что для всех групп криптовалют на всех рассматриваемых временных периодах значимым фактором являлась доходность рынка криптовалют (*таблица 6*). Влияние прочих детерминант варьируется в зависимости от рассматриваемой группы и/или периода.

Финальная задача эмпирического исследования – оценка многофакторных моделей Фамы-Френча (*таблица 7*). По-прежнему были получены свидетельства в пользу того, что на всех рассматриваемых временных периодах значимым фактором являлась доходность рынка криптовалют, а степень и значимость влияния прочих факторов могут меняться.

Исходя из представленных и описанных ранее результатов можно сделать вывод о том, что переход к эмпирическому анализу на основе однородных групп криптовалют позволил получить устойчивые результаты. В отличие от результатов построения моделей для разнородных групп криптовалют [8], в текущих моделях наблюдается значимость двух факторов (CMRKT и CBS), которая устойчива вне зависимости от рассматриваемой модификации модели/периода времени. Незначительное отличие может быть обнаружено лишь при переходе от одной группы криптовалют к другой. Остается неизменной также незначимость прочих факторов (CVOL, СМОМ и S&P500) на различных промежутках времени и в различных вариациях моделей регрессии.

Таблица 4

Модели САРМ для различных групп криптовалют

Период с 06.04.2014 по 30.04.2017										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	-0.007	0.045	-0.0083	0.029	-6e-04	3e-04	-0.0106	-	-0.0323	0.1046*
CMRKT	0.163	0.7734	0.6826***	1.8549**	0.5081***	1.0324***	0.6731***	-	-0.7411	0.8334
R ²	-0.0085	0.0055	0.0823	0.0463	0.0619	0.9736	0.1806	-	0.0215	0.001
Число наблюдений	105	128	160	109	160	160	159	-	56	87
Период с 05.06.2018 по 29.05.2022										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	0.0181	0.0016	-0.0067	3e-04	0.0105***	-0.0027	0.015	0.0101	-0.0032	0.0018
CMRKT	1.4953***	1.0753***	1.0252***	1.0898***	1.1436***	0.9232***	1.0504***	1.0233***	1.0378***	1.0743***
R ²	0.373	0.7468	0.8771	0.7885	0.9203	0.9645	0.4822	0.6222	0.8037	0.692
Число наблюдений	213	213	213	213	213	213	213	213	213	213
Весь период										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	0.0046	0.022	-0.0062	0.0096	0.0065	-0.0015	0.0059	0.0127	-0.0026	0.036*
CMRKT	1.2921***	1.1524***	0.9946***	1.1776***	1.0537***	0.9412***	1.0399***	1.0645***	0.9829***	1.1997***
R ²	0.2835	0.2089	0.555	0.235	0.6375	0.9647	0.4799	0.5913	0.5114	0.2182
Число наблюдений	370	393	425	374	425	425	424	261	321	352

Источник: составлено авторами. * – означает значимость на 10% уровне значимости, ** – на 5% уровне, *** – на 1% уровне.

Таблица 5

Модели Фамы-Френча для различных групп криптовалют

Период с 06.04.2014 по 30.04.2017										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	7e-04	0.081*	-0.0049	0.0493	0.0041	1e-04	-0.0039	-	-0.0038	0.1184**
CMRKT	0.2455	1.4375**	0.7264***	2.1402***	0.5698***	1.0291***	0.7449***	-	-0.1643	1.6837**
CBS	0.2398	0.9296*	0.1391	0.8321**	0.1918	-0.0122	0.3241***		0.66**	1.5197***
CMOM	0.0708	1.0916***	0.065	-0.046	0.0941	-0.0042	0.0542		-0.3431	1.1546***
R ²	-0.0225	0.1841	0.0809	0.0522	0.0782	0.9736	0.2486	-	0.0716	0.21
Число наблюдений	105	128	160	109	160	160	159	-	56	87
Период с 05.06.2018 по 29.05.2022										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	-0.0142	0.021**	0.004	0.0074	0.0105**	-0.0016	0.0272	0.0082	0.0051	0.0267**
CMRKT	1.6344***	0.995***	0.9799***	1.0614***	1.1438***	0.9187***	0.993***	1.0363***	1.0026***	0.9703***
CBS	-0.4408	0.2688***	0.1469***	0.0994	-8e-04	0.0156	0.1628	-0.0213	0.1154**	0.3436***
CMOM	-0.0101	-0.0094	-3e-04	-0.0078	4e-04	-0.0012	0.0246***	-0.0219	-0.0017	-0.0073
R ²	0.3792	0.7635	0.8824	0.7904	0.9195	0.9643	0.4911	0.6296	0.8055	0.7159
Число наблюдений	213	213	213	213	213	213	213	213	213	213
Весь период										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	0.0073	0.0539**	0.0023	0.0263	0.0141**	-0.0024	0.0152	0.0258	0.0227*	0.0787***
CMRKT	1.2797***	0.9795***	0.9463***	1.0947***	1.0103***	0.9465***	0.983***	1.0211***	0.8844***	0.9663***
CBS	0.0506	0.5826***	0.1646***	0.2952**	0.1442**	-0.0163	0.1694***	0.1774	0.3695***	0.7548***
CMOM	-0.007	0.0185	0.0026	-0.0085	0.006	-0.0021	0.0274***	-0.0195	-0.0024	0.0204
R ²	0.28	0.2376	0.5623	0.2397	0.6437	0.9648	0.4935	0.6006	0.5453	0.2609
Число наблюдений	370	393	425	374	425	425	424	261	321	352

Источник: составлено авторами. * – означает значимость на 10% уровне значимости, ** – на 5% уровне, *** – на 1% уровне.

Таблица 6

Модели Кархарта для различных групп криптовалют

Период с 06.04.2014 по 30.04.2017										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	-0.0107	0.0818*	-0.0053	0.0637	0.0043	1e-04	-0.0039	-	-0.0076	0.1176**
CMRKT	0.137	1.4476**	0.7159***	2.3054***	0.5772***	1.029***	0.7409***	-	-0.1919	1.7297**
CBS	0.7052*	0.8437	0.1868	0.0951	0.1583	-0.0119	0.3423***		0.7659	1.2314*
CVOL	-0.6418	0.1119	-0.069	0.9987*	0.0484	-5e-04	-0.0264		-0.1499	0.3882
CMOM	-0.021	1.0978***	0.0598	0.0314	0.0977	-0.0042	0.0523		-0.3459	1.1847***
R ²	-0.0081	0.1778	0.0759	0.066	0.073	0.9734	0.244	-	0.0556	0.2033
Число наблюдений	105	128	160	109	160	160	159	-	56	87
Период с 05.06.2018 по 29.05.2022										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	-0.0207	0.0191*	0.0014	0.0045	0.0063	3e-04	0.0267	0.0045	0.001	0.0228*
CMRKT	1.5989***	0.9846***	0.9658***	1.0452***	1.1211***	0.9288***	0.9899***	1.0161***	0.9801***	0.9492***
CBS	0.052	0.4134***	0.3427***	0.3246**	0.315***	-0.1254	0.2055	0.26	0.4286***	0.6373***
CVOL	-0.5252	-0.1541	-0.2087	-0.2401	-0.3366	0.1502***	-0.0456	-0.2998	-0.3338	-0.313
CMOM	-0.0145	-0.0107	-0.0021	-0.0098	-0.0024	1e-04	0.0242***	-0.0245	-0.0045	-0.01
R ²	0.381	0.764	0.8856	0.7934	0.9275	0.9668	0.4888	0.6333	0.8132	0.7207
Число наблюдений	213	213	213	213	213	213	213	213	213	213
Весь период										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	0.0018	0.0524**	0.0011	0.0298	0.0137*	-0.0022	0.0139	0.0233	0.0192	0.0772***
CMRKT	1.2592***	0.9737***	0.9421***	1.1079***	1.0091***	0.9475***	0.9784***	1.0095***	0.8729***	0.9588***

CBS	0.4029*	0.7061***	0.2646***	0.0638	0.1731	-0.0382	0.2846***	0.3517*	0.5653***	0.9059***
CVOL	-0.3996	-0.1398	-0.1163	0.2625	-0.0336	0.0255	-0.1339	-0.191	-0.2229	-0.1676
CMOM	-0.0102	0.0173	0.0016	-0.0065	0.0057	-0.0019	0.0263***	-0.0211	-0.004	0.019
R ²	0.284	0.2363	0.5633	0.2403	0.643	0.9649	0.4944	0.6015	0.5486	0.2597
Число наблюдений	370	393	425	374	425	425	424	261	321	352

Источник: составлено авторами. * – означает значимость на 10% уровне значимости, ** – на 5% уровне, *** – на 1% уровне.

Таблица 7

Модели со всеми факторами для различных групп криптовалют

Период с 06.04.2014 по 30.04.2017										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	0.0016	0.0451	-0.0202	0.0069	-0.0078	0.001	-0.0165	-	-0.1439	0.0881
S&P500	0.442	-1.5628	-0.8019	-2.1098	-0.6465	0.0524	-0.6796		-3.1545	-1.5231
CMRKT	0.081	1.5886**	0.7811***	2.4905***	0.6298***	1.0247***	0.7952***	-	0.0535	1.8512**
CBS	0.7015*	0.832	0.1642	0.0535	0.1402	-0.0104	0.3275***		0.8218	1.1801*
CVOL	-0.6648	0.2207	-0.0075	1.1267*	0.098	-0.0045	0.019		-0.1324	0.4853
CMOM	-0.0234	1.1217***	0.0741	0.0517	0.1093	-0.0051	0.0644		-0.4582	1.2095***
R ²	-0.0167	0.179	0.0863	0.0711	0.0818	0.9736	0.2644	-	0.1244	0.2002
Число наблюдений	105	128	160	109	160	160	159	-	56	87
Период с 05.06.2018 по 29.05.2022										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	-0.0225	0.0165	1e-04	0.003	0.0065	6e-04	0.0268	0.003	4e-04	0.0207
S&P500	-0.2898	-0.4133	-0.2064	-0.2275	0.0186	0.0458	0.0143	-0.2375	-0.1091	-0.3312
CMRKT	1.6694***	1.085***	1.016***	1.1005***	1.1165***	0.9177***	0.9864***	1.0738***	1.0066***	1.0297***
CBS	0.1083	0.4937***	0.3828***	0.3688***	0.3114***	-0.1343	0.2028	0.3061	0.4497***	0.7016***

CVOL	-0.4182	-0.0015	-0.1324	-0.1561	-0.3435	0.1333***	-0.0509	-0.2121	-0.2935	-0.1907
CMOM	-0.0149	-0.0112	-0.0023	-0.0101	-0.0024	2e-04	0.0242***	-0.0248	-0.0046	-0.0104
R ²	0.3791	0.7716	0.8878	0.7951	0.9271	0.9669	0.4863	0.6342	0.813	0.7245
Число наблюдений	213	213	213	213	213	213	213	213	213	213
Весь период										
Переменная	defi	nft	privacy-coins	infrastructure	smart-contract-platform	cryptocurrency	meme-token	oracle	governance	gaming
Константа	-0.006	0.0327	-0.0044	0.0043	0.0089	-6e-04	0.0077	0.0088	0.0054	0.0572**
S&P500	-0.2524	-0.6667	-0.2026	-0.8376	-0.1783	0.057**	-0.2321	-0.5073	-0.4168	-0.6743
CMRKT	1.3186***	1.1275***	0.9902***	1.3048***	1.0514***	0.9339***	1.0335***	1.1157***	0.9679***	1.1078***
CBS	0.4419**	0.8126***	0.2903***	0.1872	0.1957*	-0.0454	0.313***	0.4359**	0.6282***	1.021***
CVOL	-0.3516	-0.0132	-0.0736	0.4275	0.004	0.0134	-0.0839	-0.0571	-0.137	-0.0306
CMOM	-0.0112	0.015	0.001	-0.0096	0.0053	-0.0017	0.0257***	-0.0227	-0.0058	0.0168
R ²	0.2834	0.2434	0.5654	0.2539	0.6446	0.9653	0.4964	0.615	0.5584	0.2663
Число наблюдений	370	393	425	374	425	425	424	261	321	352

Источник: составлено авторами. * – означает значимость на 10% уровне значимости, ** – на 5% уровне, *** – на 1% уровне.

Заключение

В данной работе была предпринята попытка применения многофакторных моделей по типу Фамы-Френча для анализа доходностей криптовалют из однородных групп. Используемые авторами в рамках исследования показатели были модифицированы с учетом особенностей рынка криптовалют. На основании проведенных расчетов мы можем сделать следующие выводы:

1. На доходность всех рассматриваемых однородных групп криптовалют в различные периоды времени значимое положительное влияние оказывают такие факторы, как разность средневзвешенных доходностей между последними 30% и первыми 30% криптовалют по показателю рыночной капитализации (аналог показателя “small minus big” для рынка акций, именуемый CBS) и взвешенная доходность рынка криптовалют (аналог S&P500, обозначаемый в данной работе как CMRKT), в то время как значимость влияния таких факторов, как разность средневзвешенных доходностей между первыми 30% и последними 30% криптовалют по показателю первого момента (СМОМ) и разность средневзвешенных доходностей между первыми 30% и последними 30% криптовалют по показателю объема торговли (CVOL) на зависимую переменную варьируется в зависимости от рассматриваемой группы криптовалют.

2. На периоде становления рынка криптовалют (до мая 2017 г.) описательная способность факторных моделей по типу Фамы-Френча остается довольно низкой с точки зрения объясненной дисперсии. В то же время на периоде зрелости/высокой волатильности цен объясняющая способность моделей существенно улучшается.

Научная ценность полученных результатов состоит в том, что переход к формированию однородных групп криптовалют позволил получить более устойчивые результаты с точки зрения выявления факторов доходности криптовалют, которые устойчивы вне зависимости от используемой модификации уравнения, рассматриваемой группы криптовалют и/или временного периода. Это расширяет наши представления о криптовалютах и их рыночном поведении.

Дальнейшие исследования могут быть направлены на поиск дополнительных факторов доходности криптовалют, включая макропеременные и новостные факторы.

Благодарности

Материал подготовлен в рамках выполнения научно-исследовательской работы государственного задания РАНХиГС.

Список использованных источников

1. Sovbetov Y. Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero // Journal of Economics and Financial Analysis. 2018. Vol. 2. pp. 1-27.
2. Sharpe W.F. Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk // The Journal of Finance. 1964. Vol. 19. pp. 425-442.
3. Fama E.F., French K.R. A five-factor asset pricing model // Journal of Financial Economics. 2015. Vol. 16. pp. 1-22.
4. Fama E.F., French K.R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds // Journal of Financial Economics. 1993. Vol. 33. pp. 3-56.
5. Fama E.F., French K.R. The cross-section of expected stock returns // The Journal of Finance. 1992. Vol. 47. pp. 427-465.
6. Bhambhani S.M., Delikouras S., and Korniotis G.M. Do Fundamentals Drive Cryptocurrency Prices? // SSRN Electronic Journal. 2019.
7. Tsyvinski A., Liu Y., and Wu X. Common risk factors in cryptocurrency // NBER. 2019.
8. Кузнецова М.Н., Синельникова-Мурылева Е.В., and Шилов К.Д. Факторные модели доходности криптовалют: подход финансовой теории // Экономическая политика. 2022. Vol. 17. pp. 8-33.
9. Зубарев А.В., Шилов К.Д. Эволюция криптовалюты bitcoin как финансового актива // Финансы: теория и практика. 2021.

В СЕРИИ ПРЕПРИНТОВ
РАНХиГС РАССМАТРИВАЮТСЯ
ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ
И ПРАКТИЧЕСКИЕ ПОДХОДЫ
К СОЗДАНИЮ, АКТИВНОМУ
ИСПОЛЬЗОВАНИЮ
ВОЗМОЖНОСТЕЙ
ИННОВАЦИЙ В РАЗЛИЧНЫХ
СФЕРАХ ЭКОНОМИКИ
КАК КЛЮЧЕВОГО УСЛОВИЯ
ЭФФЕКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ



РАНХиГС

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАРОДНОГО ХОЗЯЙСТВА
И ГОСУДАРСТВЕННОЙ СЛУЖБЫ
ПРИ ПРЕЗИДЕНТЕ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ