

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

Дек Антон Олегович

УДК 330.4:316.622:[004:336.74]

ДИСЕРТАЦІЯ

Моделювання поведінки агентів ринку криптовалют

Спеціальність 051 – Економіка
(Галузь знань 05 – Соціальні та поведінкові науки)
Подається на здобуття ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень.
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів
мають посилання на відповідне джерело

А.О. Дек

Науковий керівник:
Кононова Катерина Юріївна, доктор економічних наук, доцент

Харків – 2019

АНОТАЦІЯ

Дек А. О. Моделювання поведінки агентів ринку криптовалют. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 – Економіка (Галузь знань 05 – Соціальні та поведінкові науки). – Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна Міністерства освіти і науки України, Харків, 2019.

Дисертаційна робота присвячена моделюванню поведінки агентів ринку криптовалют. У роботі проаналізовано концепції інформатизації економіки і суспільства, запропоновано використання терміну «криптоекономіка» для позначення галузі, що формується навколо криптовалют, розподілених реєстрів та стійких методів шифрування. Розглянуто основні елементи криптоекономіки, включаючи публічний реєстр, блокчейн, алгоритми консенсусу, розумні контракти, електронні гроші, криптовалюти та нові види залучення коштів.

Було визначено ряд питань, що наразі недостатньо досліджені. Одним з таких питань є визначення витрат електроенергії на майнінг криптовалют. Прийняття майнерами економічних рішень щодо вибору обладнання впливає на такі глобальні характеристики мережі, як середня швидкість і вартість транзакцій, хешрейт і пов'язані з цим витрати електроенергії та відповідний вуглецевий слід. Іншим недостатньо дослідженим питанням є вплив інформації з соціальних мереж та суб'єктивних суджень на прийняття рішень економічними агентами про купівлю чи продаж криптовалюти, про доцільність майнінгу за заданих умов, про доцільність інвестування в проекти.

У роботі були поставлені та вирішені такі завдання: проаналізовано концепції інформаційної економіки; виявлено зв'язок цих концепцій з криптоекономікою; досліджено інформаційні джерела, що можуть бути використані для моделювання поведінки агентів ринку криптовалют; розроблено модель енергоспоживання мережею майнерів біткоіна; оцінено екологічний вплив майнінгу на довкілля; встановлено рівень рефлексії

трейдерів та експертів галузі криптовалют за допомогою «гри на відгадування»; виявлено типи поведінки трейдерів криптовалют на основі показників прибутковості їх біржової торгівлі та рівня рефлексії; удосконалено комплекс моделей прогнозування часового ряду ціни біткоіна за рахунок використання фактуальної та концептуальної інформації з соціальних мереж і новин.

Визначено такі ринкові сегменти криптоекономіки: біржові та брокерські послуги, забезпечення платежів, депозитарій (зберігання криптовалют як послуга), сервіси із забезпечення консенсусу мережі (виробництво та експлуатація майнінгового обладнання), інфраструктура забезпечення (розробка та обслуговування сирцевого коду криптовалют та пов'язаних з ними продуктів), альтернативне залучення коштів, банкінг та страхування.

Теоретичну основу дослідження складає інформаційна економіка, поведінкова економіка, поведінкові фінанси, експериментальна економіка. Теоретичний фундамент доповнюється новими джерелами інформації: соціальними мережами, відкритими даними про транзакції та стан мережі, а також криптовалютними біржами. Для обробки великих обсягів інформації були використані інструменти інтелектуальної обробки даних, машинного навчання, статистичний аналіз.

Розроблено модель оцінки рівня споживання електроенергії глобальною мережею майнерів біткоіна, що базується на аналізі ефективності обладнання, яке використовується в залежності від параметрів ринку: ціни на електроенергію, хешрейту мережі, складності майнінгу, пропозиції на ринку обладнання. Станом на вересень 2019 року оцінка споживання електроенергії майнінгом біткоіна складала 78,93 ТВт·год на рік при значенні параметру моделі «ціна електроенергії» 0,05 дол. США. Запропонована модель була застосована під час розробки інформаційного веб-сервісу Cambridge Bitcoin Electricity Consumption Index.

Оцінено екологічний вплив від майнінгу біткоіна, що виражається у викидах діоксиду вуглецю, спричинених виробництвом електроенергії, яка

споживається під час майнінгу. Згідно з запропонованим методом оцінки географічного розподілу майнерів за трафіком веб-сторінок майнінгових пулів, викиди діоксиду вуглецю складають 44,12 мільйонів тонн на рік, що дорівнює 0,13% загальних викидів діоксиду вуглецю у світі. Середньосвітовий показник забруднення повітря при виробництві електроенергії, що використовується для майнінгу, склав 0,56 кг CO₂/кВт·год.

Для того, щоб дослідити поведінкові аспекти функціонування криптоекономіки, було оцінено раціональність криптовалютних експертів, які беруть участь у діяльності фінансових ринків. Одним з найефективніших інструментів, розроблених для досліджень в умовах обмеженої раціональності, є гра на відгадування. Гру було проведено серед експертів галузі криптовалют. Майданчиком для проведення опитування стала професійна соціальна мережа LinkedIn. Загалом було отримано 643 відповіді, результати аналізу яких свідчать про те, що більшість учасників є гравцями 1-го рівня рефлексії. Ці результати значно відрізняються від результатів, отриманих Р. Талером в опитуванні серед читачів Financial Times у 1996 році, які в середньому виявились агентами 2-го рівня рефлексії.

Оскільки реакція трейдера на ті чи інші новини може бути описана за допомогою моделі когнітивної ієрархії (моделі рівня k), був проведений експеримент, мета якого – встановити взаємозв'язок між прибутковістю трейдерів і рівнем їх рефлексії. Щоб показати цей зв'язок, було використано українську біржу криптовалют BTC Trade UA, яка одночасно дозволяє комунікувати з користувачами задля можливості ставити питання та збирати статистику угод за кожним з трейдерів.

Для аналізу було зібрано інформацію про транзакції купівлі-продажу криптовалют в обсязі близько 715 000 записів. Базуючись на інформації про укладені угоди, було підраховано статистику за кожним з трейдерів. Користувачі біржі, які уклали більше 15 угод протягом досліджуваного періоду, були запрошені взяти участь у грі на відгадування. За результатами опитування, трейдери теж виявились гравцями з 1-м рівнем рефлексії. Базуючись на

відповідях трейдерів у грі на відгадування та їх торговій статистиці, було виділено вісім кластерів: «Жартівники», « $\frac{2}{3} \cdot 100$ трейдери», «Фокальні трейдери», «Трейдери 1-го рівня», «Трейдери 2-го рівня», «Трейдери 3-го рівня», «Трейдери Неша» та «Професіонали». Аналіз результатів кластеризації показав, що трейдери з рефлексією вищого порядку, як правило, більш прибуткові, ніж їх колеги.

Отримані результати підтверджують гіпотезу про обмежену раціональність трейдерів. Тому для моделювання часового ряду ціни біткоіна були використані положення концепції поведінкової економіки, найбільш важливими з яких для цього дослідження стали такі: ефект інформаційного каскаду (чутливість економічних суб'єктів до сторонніх думок), консерватизм (уповільнена зміна суб'єктами своїх переконань під впливом нової інформації), надреакція (надмірна реакція на інформацію), ефект прив'язки (схильність економічних агентів надто сильно покладатися на першу запропоновану інформацію під час ухвалення рішень), упередження базового відсотку (ігнорування базових статистичних характеристик та надання переваги специфічній інформації), ефект цінності грошових знаків, дисконтована корисність (схильність до отримання винагороди або її видимості якнайскоріше), ефект володіння (схильність економічних агентів переоцінювати активи, якими вони володіють, незалежно від об'єктивної ринкової вартості).

Для прогнозування динаміки ціни біткоіна на основі аналізу інтернет-контенту використовувалася інформація двох типів: фактуальна (об'єктивна) і концептуальна (суб'єктивна). Джерелом фактуальної інформації було обрано тематичні статті спеціалізованого новинного порталу (Coindesk), джерелом концептуальної – записи користувачів у мікроблогах (Twitter), що були перетворені на емотивні часові ряди за допомогою методів обробки природної мови. Для моделювання часового ряду були використані рекурентні нейронні мережі LSTM-архітектури. Найкращий результат показала модель, побудована на основі словника очікувань, що підтверджує гіпотезу «неважливо,

про що говорять новинні статті, головне, наскільки очікувана та чи інша подія», а також свідчить про наявність у гравців ринку ефекту надмірної реакції на інформацію. Порівняльний аналіз різних архітектур нейронних мереж, побудованих на основі фактуальних та концептуальних змінних, продемонстрував високу адекватність моделей і дозволив обґрунтувати доцільність використання інтернет-контенту для прогнозування курсу криптовалют.

Ключові слова: моделювання поведінки, криптовалюти, біткоїн, майнінг, трейдинг, експериментальна економіка, поведінкові фінанси, споживання електроенергії біткоїном, вуглецевий слід майнінгу, нейронні мережі, обробка природної мови, гра на відгадування, кластеризація.

ABSTRACT

Dek A.O. Cryptocurrency market agents' behaviour modelling. Qualification scholarly paper: manuscript.

Thesis submitted for obtaining the Doctor of Philosophy degree in Social and Behavioural Sciences, Speciality 051 – Economics. – V. N. Karazin Kharkiv National University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2019.

This thesis is focused on the cryptocurrency market agents' behaviour modelling. The concepts of economy and society informatisation are considered in the research. The term “cryptoeconomy” is used for designating the emerging industry related to cryptocurrencies, distributed ledger technology, and strong cryptography. The main components of cryptoeconomy, including the public ledger, blockchain, consensus algorithms, smart contracts, digital money, and cryptocurrencies are considered.

Several understudied research questions were identified. One of the questions is the estimation of mining electricity consumption. Miners' equipment selection decisions affect global network characteristics such as average transaction speed and fee, hashrate and associated electricity consumption, and the corresponding carbon footprint. Another insufficiently researched issue is the influence of information from social networks and subjective judgments on the decision-making of economic agents on the buying or selling of cryptocurrency, the expediency of mining under given conditions, the feasibility of investing in projects.

The following tasks were solved in the thesis: the concepts of information economy were analyzed; the relationship between these concepts and cryptoeconomy was identified; the information sources that can be used to model the behaviour of cryptocurrency market agents were explored; the model of bitcoin mining electricity consumption was developed; the environmental impact of mining was evaluated; rationality of cryptocurrency experts and traders was studied by the means of “Guessing Game”; based on information obtained from the orders database and traders' answers in the Guessing Game, behavioural patterns were identified; the

model of bitcoin time series was improved by taking into the account factual and conceptual internet content.

At the current stage of cryptoeconomy development, the following market segments can be identified: exchange and brokerage services, payments, storage and custody (storage of cryptoassets as a service), network consensus services (mining equipment production and operation), infrastructure (design, development, and maintenance of the codebases of cryptoasset networks and related applications), alternative fundraising, banking, and insurance.

The theoretical framework of the research covers information economy, behaviour economy, behaviour finance, and experimental economics. The theoretical background supplemented by new sources of information: social networks, open data on transactions, and cryptocurrency exchanges orderbooks. Data mining and machine learning tools, along with statistical analysis, was applied to handle the large volume of data.

The estimation model of electricity consumption within the global bitcoin miners' network was developed. The model is based on the analysis of efficiency of the equipment basket used, which in turn depends on the market conditions: electricity price, overall network hashrate, and mining difficulty. As of September 2019, the best guess estimate was 78.93 TW·h annualised electricity consumption with the parameter «electricity price» at 0.05 USD. The developed model has been used for the creation of the web service Cambridge Bitcoin Electricity Consumption Index.

The environmental impact of bitcoin mining was evaluated; it is reflected in the carbon footprint caused by the production of electricity consumed in mining. According to the suggested method of miners' geographical distribution estimation by the mining pools log-in pages traffic, the carbon dioxide emission estimate is 44.12 million tons per year, which corresponds to 0.13% of the world's total carbon dioxide emissions. The global average carbon emission factor for electricity consumed for mining purposes amounts to 0.56 kg CO₂/kW·h.

The rationality of cryptocurrency experts was studied to analyse behavioural aspects of the cryptoeconomy. One of the most effective tools developed for bounded rationality investigations is the “Guessing Game”. The game was conducted among cryptocurrency experts. LinkedIn, the professional social network, became a platform for the survey. In total, 643 answers were received, and the analysis of these answers indicates that the majority of participants are the 1st level of reasoning players. These results significantly differ from the results received by R. Thaler in the survey conducted among readers of the Financial Times in 1996: those readers turned out to be 2nd level players.

Since traders’ reactions on the news can be described with a cognitive hierarchy model (k-level model), the analysis of ties between traders’ success and their level of reasoning was conducted. Information about the executed orders on Ukrainian cryptocurrency exchange BTC Trade UA was collected to study these ties. This exchange allows users to send personal messages and collect information about trades.

The information about 715000 executed orders on the exchange was collected for the analysis. Based on this information, the traders’ statistics were calculated. Users that performed more than 15 trades were invited to participate in the Guessing Game. They turned out to be the 1st level of reasoning players. Based on information obtained from the orders database and traders’ answers in the Guessing Game, eight clusters of behaviour were identified; in particular, “Jokers”, “ $\frac{2}{3} \cdot 100$ traders”, “Focal point traders”, “Traders of 1st level”, “Traders of 2nd level”, “Traders of 3rd level”, “Nash traders”, and “Professionals”. The analysis of clustering results shows that, in general, traders with higher-order beliefs tend to be more profitable.

The obtained results confirm the hypothesis of bounded rationality of traders. Thus, for bitcoin time series modelling, the concepts of behavioural economics were used; in particular: information cascade phenomenon (agents making the same decision in a sequential fashion), conservatism bias (sticking to the prior views or forecasts at the expense of acknowledging new information), overreaction (an emotional response to new information about an asset), anchoring bias (sticking to

the initial piece of information offered), base rate fallacy (ignoring general statistics in favour of specific information), denomination effect, discounted utility (preference for sooner rather than later gratification), endowment effect (tendency of economic agents to overestimate the assets they own, regardless of objective market value).

The model of bitcoin time series based on factual (objective) and conceptual (subjective) internet content was developed. The source of factual content was the feed of the news portal (Coindesk), the source of conceptual content was users' records in microblog (Twitter) that have been converted to the emotions time series by the means of natural language processing tools. LSTM recurrent neural networks were used in the modelling. The best model accuracy was achieved on the model built with the "expectations" dictionary. That confirms the hypothesis about the exceptional significance of expectations expressed in the news, regardless of the actual content and testifies to the overreaction effect. Comparative analysis of different neural networks architectures justified the expediency of internet content usage for cryptocurrencies time series modelling.

Keywords: behaviour modelling, cryptocurrency, bitcoin, mining, trading, experimental economics, behaviour finance, bitcoin electricity consumption, mining carbon footprint, neural networks, natural language processing, guessing game, clustering.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:
публікації у наукових фахових виданнях України:

1. Кононова К. Ю., Дек А. О. Прогнозування фінансових рядів: семантичний аналіз економічних новин // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. 2016. № 5. С. 81–92. (*Особистий внесок здобувача: семантичний аналіз новин*).
2. Кононова К. Ю., Дек А. О., Марков В. В., Шпакович М. О. Прогнозування економічних рядів на основі аналізу настроїв користувачів Інтернет // Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Економічна». 2016. Вип. 91. С. 90–99. (*Особистий внесок здобувача: нейромережеве моделювання часового ряду біткоіна*).
3. Кононова К. Ю., Дек А. О. Дослідження поведінкових особливостей трейдерів: поєднання методів експериментальної економіки та технологій машинного навчання // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. 2018. № 7. С. 148–167. (*Особистий внесок здобувача: розробка моделі поведінки трейдерів криптовалют*).
4. Кононова К. Ю., Дек А. О. Вуглецевий слід майнінгу біткоіна // Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Економічна». 2019. Вип. 97. С. 63–70. (*Особистий внесок здобувача: нейромережеве моделювання часового ряду біткоіна*).

публікація у періодичному науковому виданні держави-члена ЄС:

5. Kononova K., Dek A. Bitcoin mining electricity consumption and carbon footprint // Rivista di studi sulla sostenibilita. 2019. Is. 2. P. 73–88. (Італія) (*Особистий внесок здобувача: розробка моделі поведінки майнерів криптовалют*).

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:
друковані тези, що опубліковані у матеріалах наукових конференцій:

6. Kononova K., Dek A., Shpakovych M. Modeling of Posting Behavior in Social Media // CEUR Workshop Proc., 21–24 September, 2017. : conf. paper. Chania, Greece, 2017. Vol. 2030. P. 837–849. URN : urn:nbn:de:0074-2030-3 (**Scopus**). (*Особистий внесок здобувача: розробка моделі поведінки та кластеризація користувачів*).
7. Dek A., Kononova K. Traders' success depends on their smartness, does it // The Foundations of Utility and Risk, 25–28 June 2018. : abstr. York, United Kingdom, 2018. P. 43. URL : <https://www.furconference.org/wp-content/uploads/2018/07/Book-of-Abstracts-2.pdf> (accessed 21.11.2019). (*Особистий внесок здобувача: виявлено типи поведінки трейдерів*).

криптовалют на основі показників прибутковості їх біржової торгівлі і рівня аргументації).

8. Кононова К. Ю., Дек А. О. Ключові фактори, що впливають на кількість залучених коштів на ICO // Цифрова економіка : матеріали Національної наук.-метод. конф., 4–5 жовтня 2018 р. : тези доп. Київ, 2018. С. 204–208. *(Особистий внесок здобувача: підготовка та візуалізація даних про фандрайзингові проекти в криптоекономіці).*

9. Кононова К. Ю., Дек А. О. Initial Coin Offering Benchmarking Study // Big data analytics: Моделювання та інформаційні технології : матеріали міжнародного наукового симпозіуму, 20 березня 2019 р. : тези доп. Київ, 2019. С. 75–78. *(Особистий внесок здобувача: аналіз тенденцій фандрайзингу в криптоекономіці).*

доповідь з матеріалів наукової конференції:

10. Kononova K., Dek A., Markov V., Shpakovych M. Financial trends: forecasting with objective and subjective internet content // The Economies of Balkan and Eastern Europe Countries in the changed world : 9th Int. Conf., 28–30 April 2017, Piraeus-Athens, Greece, 2017. P. 11. *(особистий внесок здобувача: розробка моделі часового ряду на основі фактуального та суб'єктивного інтернет-контенту).*

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	14
ВСТУП	15
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ РОЗВИТКУ КРИПТОЕКОНОМІКИ	22
1.1. Огляд концепцій інформатизації економіки та суспільства	22
1.2. Основні елементи та особливості розвитку криптоекономіки	31
1.3. Методологічні основи моделювання поведінки агентів ринку криптовалют	67
Висновки до розділу 1	74
РОЗДІЛ 2. МОДЕЛЮВАННЯ ПОВЕДІНКИ МАЙНЕРІВ ТА ВПЛИВ КРИПТОЕКОНОМІКИ НА ДОВКІЛЛЯ	77
2.1. Основні параметри індустрії майнінгу біткоіна	78
2.2. Моделювання витрат електроенергії мережею майнерів біткоіна	86
2.3. Оцінка впливу майнінгу біткоіна на довкілля	101
Висновки до розділу 2	111
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ПОВЕДІНКИ ТРЕЙДЕРІВ ТА ЇЇ ВПЛИВУ НА ДИНАМІКУ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ	113
3.1. Визначення рівня раціональності експертів галузі криптовалют	120
3.2. Дослідження поведінки трейдерів криптовалют	133
3.3. Моделювання часового ряду ціни біткоіна	154
Висновки до розділу 3	170
ВИСНОВКИ	173
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	179
ДОДАТОК А. Список публікацій здобувача за темою дисертації	191
ДОДАТОК Б. Акт впровадження результатів дисертаційного дослідження в діяльність ТОВ «Сінгуларекс»	193
ДОДАТОК В. Certificate of Research Contribution, Cambridge Centre for Alternative Finance, University of Cambridge, Judge Business School	194
ДОДАТОК Г. Сирцевий код програм та алгоритмів, розроблених для проведення дослідження	195

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

PoW – proof-of-work; алгоритм консенсусу через доказ виконаної роботи.

BTC – bitcoin; криптовалюта біткоїн.

ETH – ethereum; криптовалюта ефіріум.

ICO – initial coin offering; первинне розміщення монет – спосіб залучення коштів.

API – application programming interface; інтерфейс програмування застосунків.

OHLC – open, high, low, close; ціна відкриття, найвища, найнижча та ціна закриття.

MSE – mean squared error; середньоквадратична похибка.

LSTM – long short-term memory; нейронні мережі довгої короткочасної пам'яті.

ASIC – application-specific integrated circuit; пристрої на інтегральних схемах для специфічного застосування, що використовуються для майнінгу біткоіна.

PUE – power usage effectiveness; ефективність використання енергії у центрах обробки даних.

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження. Початок ХХІ століття відзначився широким розповсюдженням електронної комерції та безготівкових платежів, подальшим зростанням швидкості обміну інформацією та обчислювальних потужностей, автоматизацією виробництва, розповсюдженням дистанційної роботи та навчання; сучасні війни розгортаються в інформаційному просторі. Багато механізмів взаємодії було перенесено у цифровий простір: хмарні технології зберігання інформації, інтернет-банкінг, державні послуги та реєстри, спілкування та фотографії і навіть переказ цінностей між економічними агентами онлайн без залучення третьої сторони з появою криптовалют. Для опису цих феноменів існує ряд концепцій, серед яких: цифрова економіка, інформаційна економіка, інформаційна революція, постіндустріальне суспільство, глобальне село, економіка знань, інформаційне суспільство. Великий внесок у розвиток цих концепцій внесли Д. Тепскотт (1997 р.), М. Кастельс (1996 р.), М. Порат (1977 р.), Д. Ламбертон (1974 р.), О. Тоффлер (1971 р.), Д. Белл (1971 р.), М. Маклуен (1962 р.), Ф. Махлуп (1962 р.), Т. Умесао (1961 р.). Аналізом розвитку інформаційної економіки займалися також українські вчені Л. Мельник, К. Кононова.

Ідеї інформаційної революції та інформаційного суспільства продовжуються у блокчейні: інформація є фактором виробництва разом з капіталом, землею та працею, і право на володіння нею може бути засвідчене у розподіленому реєстрі; інформація є продуктом, що купується і продається, тепер ще й в обмін на іншу інформацію – криптовалюту. Концепція інформаційної економіки описує ідеалізований стан світової економіки, коли головними продуктами виробництва є інформація і знання, тому цієї доктрини поки що недостатньо для опису всіх аспектів економіки цифрового світу, адже нова економіка все ще пов'язана з традиційними фінансовими інституціями та трудомістким виробництвом обладнання та електроенергії. Поняття та

концепція криптоекономіки ще будуть уточнюватися по мірі формування галузі.

Методологічним підґрунтям дослідження є експериментальна економіка та поведінкові фінанси. Поведінкова економіка вивчає вплив психологічних, когнітивних, емоційних, культурних та соціальних факторів на економічні рішення агентів, а також відмінність цих рішень від тих, які передбачає класична теорія. Проблематика поведінкових фінансів полягає в тому, що учасники ринку роблять ірраціональні систематичні помилки, які призводять до неефективності ринків та можливостей арбітражу. Експериментальна економіка використовує експериментальний метод, наприклад, створення штучного ринку у лабораторії за допомогою імітаційного програмного забезпечення для вивчення процесу прийняття рішень та поведінки людей на фінансових ринках. Упередження та ірраціональності, що властиві економічним агентам, загалом добре описані, також проведено досить багато експериментів з різними аудиторіями, але існує дуже небагато досліджень із застосуванням концепцій поведінкової економіки та методів експериментальної економіки у сфері криптоекономіки.

У результаті попередніх досліджень було продемонстровано, що поведінка агентів ринку криптовалют піддається упередженням, зокрема, таким, як надмірна реакція на інформацію, уникнення втрат, ефект прив'язки, упередження базового відсотку, обмежена раціональність, ефект асиметричного домінування, ефект цінності грошових знаків, дисконтована корисність, ефект володіння, омана гравця, повзучий детермінізм, ментальна звітність. Значний внесок у становлення поведінкової економіки та поведінкових фінансів, розробку методів експериментальної економіки було зроблено Д. Канеманом та А. Тверські, Р. Талером, Г. Кагінальпом, В. Смітом, Р. Шиллером та українським ученим Р. Шереметою. Значний внесок у розвиток експериментальної економіки в Україні зроблено Т. Меркуловою.

Останнім часом проведено чимало досліджень з моделювання часового ряду ціни біткоіна як нового типу активів. Ці дослідження розглядають біткоін

як фінансовий актив і зосереджуються на статистичних властивостях, неефективності біткоіна згідно з гіпотезою ефективного ринку, спекулятивних бульбашках, моделях виявлення схем pump-and-dump, взаємозв'язку між ціною біткоіна та пошуковою інформацією (наприклад, Google Trends), вейвлет-аналізі ряду ціни біткоіна, можливості використання в якості хеджуючого активу через низьку кореляцію з традиційними фінансовими інструментами, застосуванні авторегресивних умовно гетероскедастичних моделей, байєсівських нейронних мереж з інформацією з блокчейну. Еволюцію економічних свобод в умовах глобалізації, шляхи зменшення вразливості фінансової інфраструктури розглянуто у роботах О. Глущенко. Математичні моделі економічних часових рядів, включаючи вейвлет-аналіз, детально розглянуті у роботах В. Соловйова. Значний внесок у розвиток нейро-нечітких методів моделювання та алгоритмів машинного навчання в інформаційній економіці зроблено А. Матвійчуком. Проблеми впливу економічних рішень на оточуюче середовище з використанням імітаційного моделювання розглянуто в роботах Т. Біткової.

В той час, як основні відомі моделі часового ряду ціни біткоіна базуються на фактуальній інформації (попередні значення ціни в авторегресивних моделях, фактуальна інформація з блокчейну чи Google Trends), не так багато досліджень розглядають поведінкові моделі економічних агентів, що приймають рішення про покупку чи продаж криптовалюти, про доцільність майнінгу за заданих умов (ціна електроенергії, ціна криптовалюти, складність майнінгу, вартість обладнання), про доцільність інвестування в криптовалютні проєкти, базуючись на новинному контенті та суб'єктивних судженнях агентів про ринок.

Актуальність описаних проблем, їх теоретичне та практичне значення зумовили вибір теми дослідження, його мету та завдання.

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є розробка комплексу економіко-математичних моделей, що описують поведінку агентів

ринку криптовалют в умовах впливу суб'єктивної та фактуальної інформації. Для досягнення цієї мети в роботі поставлені та вирішені такі завдання:

1. Проаналізувати концепції інформаційної економіки та виявити їх зв'язок з ринком криптовалют;
2. Розробити модель прийняття рішень агентами ринку криптовалют про економічну ефективність майнінгу;
3. Оцінити вплив економічних рішень майнерів на енергоспоживання мережі біткоіна та відповідний вуглецевий слід;
4. Проаналізувати рівень рефлексії трейдерів та експертів ринку криптовалют для оцінки їх раціональності при прийнятті економічних рішень;
5. Виявити поведінкові патерни трейдерів криптовалют на основі показників їх біржової активності та рівня рефлексії;
6. Розробити модель прогнозування часового ряду ціни біткоіна з урахуванням фактуальної та суб'єктивної інформації.

Об'єктом дослідження є економічна поведінка агентів ринку криптовалют.

Предметом дослідження є методи аналізу та моделі поведінки агентів ринку криптовалют.

Методи дослідження. Для вирішення поставлених завдань у роботі використовувались як загальнонаукові, так і спеціальні методи. Зокрема, системний підхід і метод формалізації дозволили структурувати існуючі концепції, інформаційні джерела та доступний інструментарій. За допомогою методу сходження від абстрактного до конкретного було спроектовано основні положення поведінкової економіки на сферу торгівлі та майнінгу криптовалют (розділ 1). Моделі оцінки глобального споживання електроенергії мережею майнерів і оцінки екологічного сліду побудовані із застосуванням методів ідеалізації та економіко-математичного моделювання (розділ 2). Для проведення гри на відгадування та аналізу результатів використовувалися методи анкетування, порівняння та інтелектуального аналізу даних (розділ 3, підрозділ 3.1). Для аналізу поведінки трейдерів криптовалют на біржі

застосовувалися статистичні методи та метод ієрархічної агломеративної кластеризації (розділ 3, підрозділ 3.2). Для отримання вхідних параметрів моделі часового ряду ціни біткоїна застосовувались методи інтелектуального аналізу даних та обробки природної мови, для моделювання – штучні нейронні мережі. Для побудови моделі прогнозування часового ряду ціни біткоїна та аналізу поведінки трейдерів та експертів криптовалют використовувались економетричні методи, методи машинного навчання, експеримент, метод спостереження (розділ 3, підрозділ 3.3).

Інформаційну базу дослідження склали роботи вчених у галузі поведінкової економіки та фінансів, експериментальної економіки, економетрики та моделювання часових рядів, публікації у галузі трейдингу та майнінгу криптовалют, фундаментальні роботи з криптографічних методів. В основу інформаційно-фактологічної бази лягли безпосередньо блокчейн (кількість та сума транзакцій, швидкість транзакцій, розмір комісій, граф зв'язків транзакцій, хешрейт мережі майнерів), дані криптовалютних бірж (ордербуки, обсяг торгів та ціни), індекси цін, фактуальні дані спеціалізованих новинних ресурсів, сентимент-дані з соціальних мереж та месенджерів (Twitter, Facebook, LinkedIn, Reddit, Telegram тощо), статистичні дані міжнародних організацій: Конференції ООН з торгівлі та розвитку, Світового банку, Міжнародного енергетичного агентства.

Наукова новизна отриманих результатів. На відміну від існуючих наукових результатів у сфері моделювання поведінки агентів ринку криптовалют, у процесі дослідження отримано такі наукові результати.

Вперше:

- описано патерни поведінки трейдерів на основі показників їх біржової активності та рівня рефлексії з використанням методів експериментальної економіки та алгоритмів машинного навчання.

Удосконалено:

- метод оцінки споживання електроенергії мережею майнерів біткоїна, який базується на прийнятті рішень агентами ринку криптовалют;

- оцінку вуглецевого сліду від майнінгу біткоіна на підставі аналізу географічного розподілу майнінгових потужностей.

Дістали подальшого розвитку:

- модель часового ряду ціни криптовалют, що враховує особливості поведінки агентів ринку криптовалют, а саме їх чутливість до суб'єктивних суджень, включаючи сентименти, які вони отримують із соціальних мереж;
- оцінка рівня рефлексії агентів ринку криптовалют методами експериментальної економіки з застосуванням онлайн опитування у професійній соціальній мережі та на сайті криптовалютної біржі.

Практичне значення отриманих результатів. Результати моделювання прийняття економічних рішень майнерами криптовалют і пов'язана з ним оцінка глобального споживання електроенергії мережею майнерів біткоіна були використані в академічних дослідженнях Центру альтернативних фінансів Кембриджського університету при розробці інформаційного ресурсу «Cambridge Bitcoin Electricity Consumption Index», URL: <https://cbeci.org> (довідка від Центру альтернативних фінансів Кембриджського університету). Моделі часового ряду ціни біткоіна, профілі поведінки трейдерів криптовалют застосовано у комерційній діяльності ТОВ «Сінгуларекс» для розробки трейдингової стратегії та аналізу ринку фандрайзингових проєктів Initial Coin Offering (довідка від 27.11.2019 №2711).

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. У межах науково-дослідної роботи на кафедрі економічної кібернетики і прикладної економіки економічного факультету Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна за темою «Прикладні аспекти моделювання довіри в інформаційному суспільстві» (номер державної реєстрації ДР0116U005038; 2016-2018 рр.) здобувачем розроблено інструментарій прогнозування фінансових показників з урахуванням нераціональності агентів.

Особистий внесок здобувача. Дисертаційна робота є самостійною завершеною роботою здобувача, яка містить науково обґрунтовані теоретичні положення та практичні рекомендації щодо моделювання поведінки агентів

ринку криптовалют. Із наукових праць, опублікованих у співавторстві, в дисертаційній роботі використані лише ті ідеї та положення, які є результатом особистих досліджень автора.

Апробація матеріалів дисертації. Основні положення дослідження було викладено та обговорено на таких конференціях: 9th International Conference The Economies of Balkan and Eastern Europe Countries in the changed World (Греція, Афіни, квітень 2017 р.), 8th International Conference on Information and Communication Technologies in Agriculture, Food and Environment (Греція, Ханья, вересень 2017 р.), семінар у рамках програми академічної мобільності в університеті Барселони на тему «Social Media Users Behavior Analysis and Sentiment Analysis Tools» (Іспанія, Барселона, лютий 2018 р.), галузева конференція iForum (Київ, квітень 2018 р.), The Foundations of Utility and Risk Conference (FUR) (Сполучене Королівство Великої Британії та Північної Ірландії, Йорк, червень 2018 р.), національна науково-методична конференція Цифрова економіка (Київ, жовтень 2018 р.), міжнародний науковий симпозіум Big Data Analytics (Київ, березень 2019 р.), семінар у рамках програми академічної мобільності в університеті Барселони на тему «Data analysis with R» (Іспанія, Барселона, травень 2019 р.), World Digital Mining Summit (Німеччина, Франкфурт, жовтень 2019 р.).

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, 3 розділів, загальних висновків, списку використаних джерел і 4 додатків. Загальний обсяг тексту дисертації складає 195 стор. (7,8 авторських аркушів), з них текст основної частини становить 166 стор. (6,5 авторських аркушів). Робота ілюстрована 39 таблицями та 54 рисунками. Список використаних джерел містить 135 найменувань.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ РОЗВИТКУ КРИПТОЕКОНОМІКИ

1.1. Огляд концепцій інформатизації економіки та суспільства

У ХХІ столітті діджиталізації зазнали майже всі сфери діяльності людини, а швидкість обміну інформацією та розрахункові потужності постійно зростають. Кількість транзисторів у окремих процесорах продовжує зростати експоненційно на початку ХХІ століття (шкала – логарифмічна), хоча останнім часом екстенсивне зростання переважає (рис. 1.1).

Moore's Law – The number of transistors on integrated circuit chips (1971-2018)

Moore's law describes the empirical regularity that the number of transistors on integrated circuits doubles approximately every two years. This advancement is important as other aspects of technological progress – such as processing speed or the price of electronic products – are linked to Moore's law.

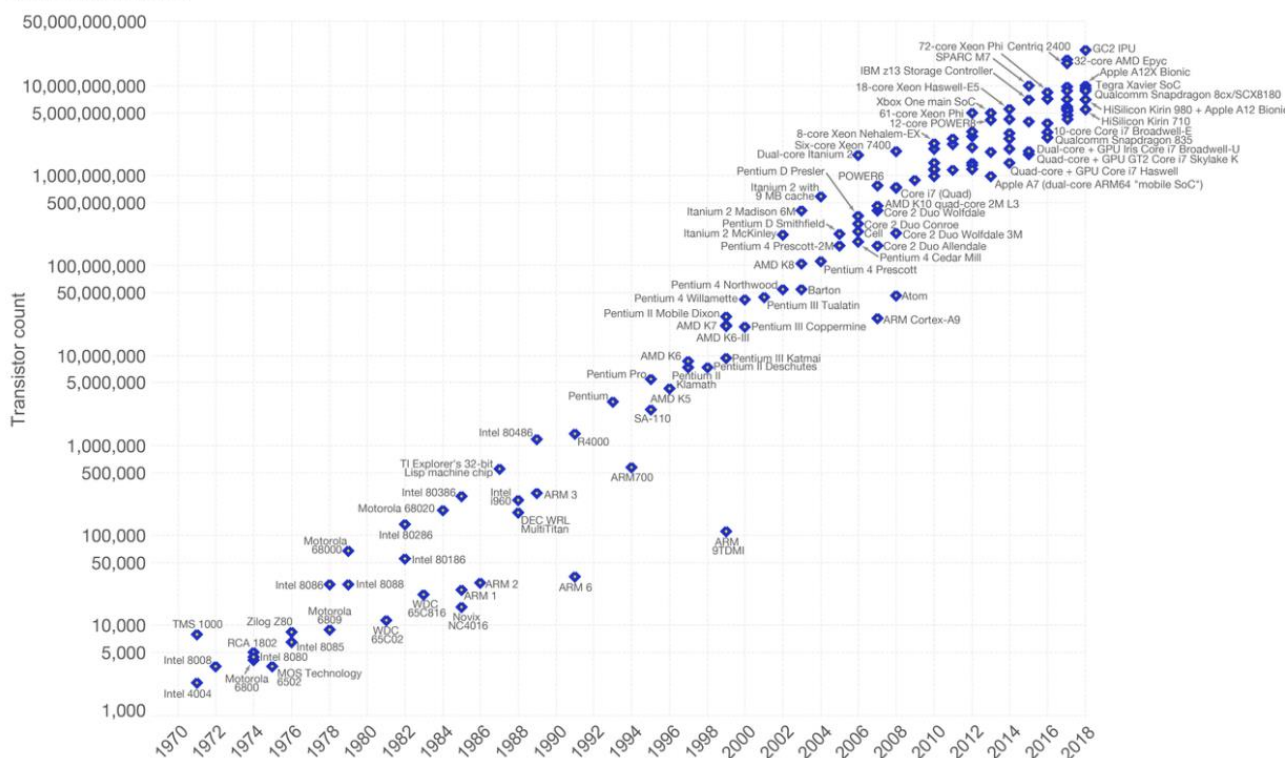


Рис. 1.1 Кількість транзисторів на мікросхемах з інтегральною схемою 1970–2018 рр. Джерело: *Ourworldindata*¹

Розвиток цифрової економіки йде кількома напрямками. Наразі глобальне виробництво товарів та послуг у сфері інформаційно-комунікаційних технологій (ІКТ) складає приблизно 6,5% валового внутрішнього продукту (ВВП) у світі, а близько 100 мільйонів осіб зайнято у секторі послуг ІКТ. В

¹ <http://web.archive.org/web/20190914083711/https://ourworldindata.org/uploads/2019/05/Transistor-Count-over-time-to-2018.png>

2010–2015 роках експорт послуг виріс на 40%, тобто взаємопов’язаність світової економіки у цьому секторі зростає, кордони розмиваються. За оцінками Конференції ООН з торгівлі та розвитку (UNCTAD), у 2015 році міжнародна електронна торгівля B2C (бізнес для споживача, від англ. business-to-customer) коштувала близько 189 млрд дол., що відповідає 7% всієї загальної електронної торгівлі B2B (бізнес для бізнесу, від англ. business-to-business) [1].

У 2015 р. стався переломний момент – капіталізація найбільшого рітейлера сфери електронної комерції США, Amazon, перевищила капіталізацію лідера традиційного рітейлу, Walmart. І хоча капіталізація двох окремих компаній не обов’язково відображає стан світової економіки, і ще рано говорити про перемогу електронної комерції над традиційною, але динаміка капіталізації цих двох знакових компаній добре ілюструє тенденції та настрої інвесторів (рис. 1.2).



Рис. 1.2 Порівняння ринкової капіталізації Walmart та Amazon 2000–2019 рр. Джерело: [2]

Прогнозується, що до 2023 р. 66% населення світу використовуватимуть інтернет у порівнянні з 51% у 2018 р., разом з цим зростатиме і швидкість інтернету [3]. Нижче наведено графік швидкості інтернету з 2007 р. по 2017 р. у США (рис. 1.3). Хоча дані описують лише одну країну і охоплюють лише перший квартал 2017 р., вони добре висвітлюють світову тенденцію. Так, за

даними популярного ресурсу з вимірювання швидкості інтернету Speedtest², станом на липень 2019 року середня швидкість завантаження складає 27,69 Мбіт/сек для мобільного інтернету та 63,85 Мбіт/сек для стаціонарного.

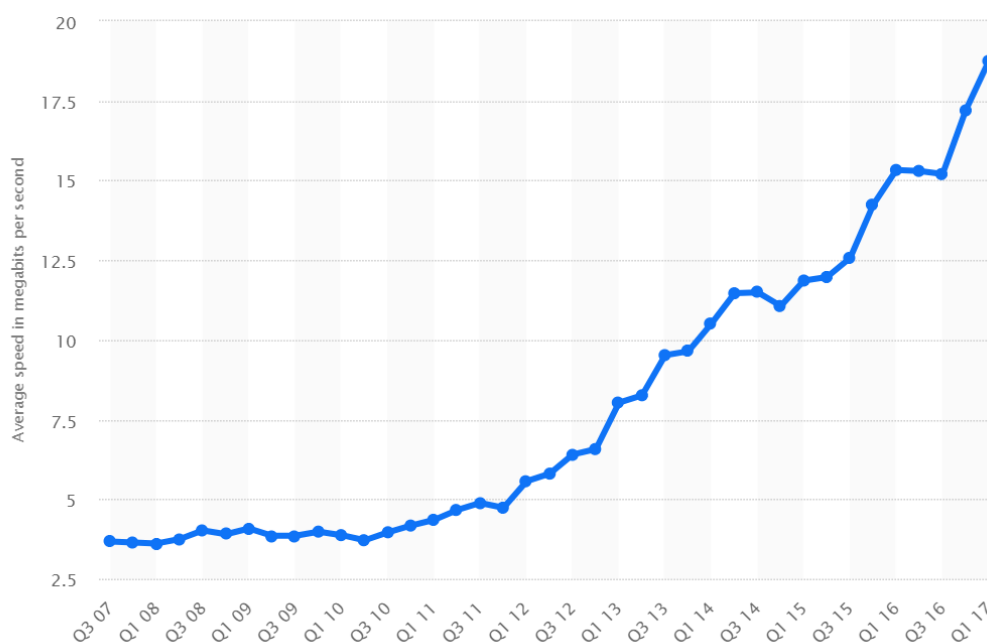


Рис. 1.3 Графік швидкості інтернету у США Джерело: Statista³

Подібно мережі залізниць, що колись стали драйвером індустріалізації, сучасна цифрова інфраструктура дозволяє миттєво обмінюватися інформацією і вести бізнес повністю онлайн. Збільшення зв'язності інфраструктури, багатогранна онлайн-взаємодія окремих її вузлів, відома як інтернет речей, дозволяють створювати раніше неможливі бізнес-моделі на стику предметних областей знань. Так, наприклад, індустрію таксі кардинально змінили Uber, Lift, Taxify, Dīdī Chūxíng, BlaBlaCar за рахунок підвищення ефективності використання ресурсів і точного таргетингу; індустрію готелів активно змінює AirBnB за рахунок, знову ж таки, збільшення ефективності використання житлової площі і зменшення простою, що стало можливим через збільшену ефективність обміну інформацією.

Розвиток інформаційної економіки супроводжується зростанням фріланс індустрії. Це створює нові можливості отримання доходу для людей в країнах,

² <https://web.archive.org/web/20190818190512/https://www.speedtest.net/global-index>

³ <http://web.archive.org/web/20190606000857/>

<https://www.statista.com/statistics/616210/average-internet-connection-speed-in-the-us/>

що розвиваються, в яких є необхідні системи зв'язку і працівники потрібної кваліфікації. Фріланс-платформи дозволяють дизайнерам, розробникам, перекладачам, маркетологам, бухгалтерам і багатьом іншим фахівцям продавати свої послуги клієнтам за кордоном. Дослідження McKinsey 2018 року встановило, що до 162 мільйонів осіб у Європі та Сполучених Штатах залучені в ту чи іншу форму самостійної роботи (англ. independent work), що становить 20-30% від усього населення працездатного віку [4]. Інтерес до теми дистанційної роботи (англ. «remote work») у пошукових запитах Google зростає з 2004 року з сезонними піками взимку. Хоча ця статистика більша властива для англomовних запитів, запити іншими мовами демонструють схожу тенденцію (рис. 1.4).

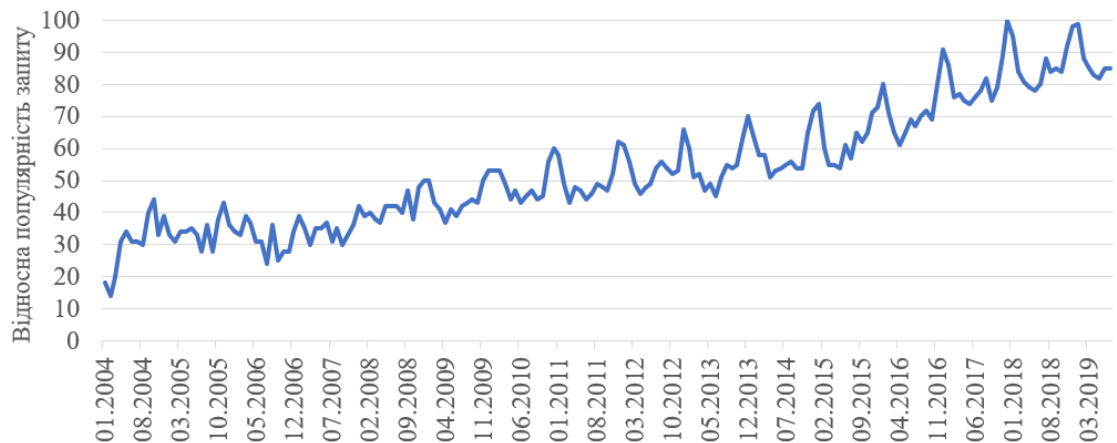


Рис. 1.4 Відносна популярність пошукового запиту «remote work» з 2004 р. по 2019 р. Джерело: *GoogleTrends*⁴

Не тільки індивідуальні працівники за допомогою спеціальних платформ можуть отримувати замовлення, а також дрібні і середні підприємства отримують доступ до нових можливостей для торгівлі та розвитку. Однак впровадження цих досягнень аж ніяк не носять автоматичного характеру, а з еволюцією цифровізації пов'язані певні проблеми розвитку. Найменш розвинені країни недостатньо підготовлені до того, щоб реалізувати можливості, що виникають завдяки цифровізації. Крім того, існує ризик того, що цифровізація призведе до посилення поляризації і зростання нерівності доходів, оскільки результати зростання продуктивності праці можуть бути

⁴ <https://trends.google.com/trends/explore?date=all&q=remote%20work>

отримані насамперед уже забезпеченими і кваліфікованими країнами. Динаміка «переможець отримує все» типова для економіки платформ, в якій мережеві ефекти приносять користь тим, хто першими впроваджує інновації, а також встановлює стандарти. Так, чотири найбільші в світі компанії (за ринковою капіталізацією станом на 2019 рік) тісно пов'язані з інформаційною економікою: Apple, Alphabet, Microsoft, Amazon, і можуть підпадати, принаймні на даний момент, під опис «переможець отримує все».

Для теоретичного опису наведених вище феноменів розроблено низку концепцій, що висвітлюють різні аспекти розвитку економіки та суспільства [5]:

- інформаційне суспільство (Т. Умесао, 1961 р.);
- економіка знань (Ф. Махлуп, 1962 р.);
- глобальне село (М. Маклуен, 1962 р.);
- постіндустріальне суспільство (Д. Белл, 1971 р.);
- суперіндустріальне суспільство (О. Тоффлер, 1971 р.);
- інформаційна революція (Д. Ламбертон, 1974 р.);
- інформаційна економіка (М. Порат, 1977 р.);
- інформаційна епоха (М. Кастельс, 1996 р.);
- цифрова економіка (Д. Тепскотт, 1997 р.).

Одним з перших, хто передбачив перехід до інформаційної економіки, був Тадао Умесао. В своїй роботі «Information Industry Theory: Dawn of the Coming Era of the Ectodermal Industry» він проводить наступні паралелі: після епохи сільського господарства (можна порівняти з ендодермою в ембріології, що формує травну систему) та індустріальної епохи (мезодерма, формує кістки, м'язи та кровоносну систему) сформується нове суспільство навколо інформаційної галузі. Він стверджував, що з розвитком засобів масової інформації та комп'ютерів інформація стане важливим економічним фактором, і що це можна порівняти з ектодермою, що формує мозок, нерви та органи чуття.

Фріц Махлуп у своїй роботі «The Production and Distribution of Knowledge in the United States» (1962 р.) вводить поняття «економіки знань». Його концепція знань була утворена шляхом поєднання трьох інтелектуальних трендів того часу: суб'єктивізація знань (загальні знання), розгляд знань як комунікаційного процесу (виробництво та розповсюдження), вимірювання внеску в економіку (з точки зору обліку). Щодо термінів, він навмисне використовує термін «знання», а не «інформація» через те, що «інформація, яка передається, стає знанням» [6].

1962 року Маршалл Маклуен, дослідник впливу медіа як засобів комунікації на аудиторію, у своїй роботі «The Gutenberg Galaxy: The Making of Typographic Man» запропонував концепцію «глобального села», що описує взаємопов'язаність світу внаслідок поширення медіа-технологій. За Маклуеном, людство досягло тієї стадії розвитку, в основі якої лежить повна взаємозалежність всіх людських груп, націй, культур та релігій. Тепер людство перебуває в одній зоні тісної взаємодії: будь-яка подія на будь-якому континенті одразу ж впливає на людей на всіх інших континентах, таким чином, всі нації та об'єднання людей пов'язані між собою тісною мережею взаємозв'язків, нібито проживають в «єдиному селі» [7].

Деніел Белл та Елвін Тоффлер у своїх роботах вводять поняття «постіндустріальне суспільство» – стан розвитку суспільства, коли сфера послуг генерує більше, ніж виробничий сектор економіки. Деніел Белл у своїй роботі «The Coming of Post-Industrial Society: A Venture in Social Forecasting» (1973 р.) визначає постіндустріальне суспільство як «суспільство, в економіці якого пріоритет перейшов від переважного виробництва товарів до виробництва послуг, проведення досліджень, організації системи освіти і підвищення якості життя, в якому клас технічних спеціалістів став основною професійною групою і, що найважливіше, в якому впровадження нововведень все більшою мірою залежить від досягнення теоретичних знань. Постіндустріальне суспільство передбачає виникнення інтелектуального класу, представники якого на політичному рівні виступають як консультанти,

експерти або технократи». Концепція Белла частково розкриває концепцію індустріального суспільства Тоффлера з його праці «Футурошок» (1970 р.), розвинену до концепції хвильового характеру розвитку суспільства та викладену ним у праці «Третя хвиля» (1980 р.). Згідно з останньою, є три хвилі розвитку суспільства: перша хвиля – аграрне суспільство, друга хвиля – індустріальне суспільство, третя хвиля – постіндустріальне суспільство.

У 1974 р. австралійський економіст Дональд Ламбертон у своїй праці «Annals of the American Academy of Political and Social Science» стверджував, що поява нових інформаційних технологій у 1960-х рр. символізувала рух суспільства до нової промислової революції – інформаційної [8]: «сьогодні ми намагаємось аналізувати початок інформаційної революції... Ми прагнемо зрозуміти, який тип суспільства утворюється під впливом комп'ютеру, супутнику, телебачення та інших пристроїв, які ми узагальнюємо під назвою «сучасні інформаційні технології». Г. Іонеску у 1976 р. наголошував протиріччя між новими соціально-економічними формами, що тоді тільки виникали, та усталеними політичними формами. Основне протиріччя полягало в необхідності адаптувати застарілі структури до технологічних революцій, які відбулися у промисловому світі після Другої світової війни [9].

Дослідник Марк Порат, послідовник Фріца Махлупа, у своїй праці «Інформаційна економіка» запропонував однойменне поняття та охарактеризував його як кластер галузей, які виробляють бази даних та засоби для забезпечення їх функціонування і використання. Між тим, схоже, але більш широке поняття «інформаційне суспільство» застосовувалося й раніше. Так, одним з перших авторів, хто вказував на структурні зміни в економіці, пов'язані зі зростанням інформаційного сектору, був саме Фріц Махлуп, який використовував дефініцію «економіка знань». Такі розбіжності обумовлені тим, що межі інформаційного сектору в економіці досить умовні. На думку Марка Пората, до цього сектору необхідно включати такі види економічної діяльності:

- генерація нових знань (дослідження та розробки, інформаційні послуги);

- розповсюдження інформації і телекомунікації (освіта, ЗМІ, телекомунікації);
- управління ризиками (переважно в сфері страхування і фінансовому секторі);
- пошук та координація (брокерські та інші подібні посередницькі послуги, реклама);
- послуги з обробки та передачі інформації;
- випуск «інформаційних» товарів (комп'ютери, напівпровідникові прилади та інше);
- допоміжні види діяльності, пов'язані з виробництвом і обробкою інформації (будівництво і експлуатація спеціальних споруд і будівель, кабельних ліній та ін.);
- оптова і роздрібна торгівля інформаційними товарами та послугами.

Як видно з вищенаведеного переліку, межі інформаційної економіки досить розмиті, один і той самий вид економічної діяльності можна як включати, так і не включати в інформаційний сектор економіки. У зв'язку з цим серед науковців почали виникати нові, суміжні поняття, такі, як інформаційно-комунікаційні технології та електронна комерція.

Значним поштовхом для осмислення ролі інформації у сучасній економіці стали роботи Мануеля Кастельса. У своїй роботі «The Information Age: Economy, Society and Culture» (1996 р.) він вводить поняття інформаційної епохи (інші назви: комп'ютерна епоха, цифрова епоха, епоха нових медіа). Дослідник пропонує таку дефініцію для описання цього терміну: «Інформаційна епоха означає історичний період людського суспільства. Вона заснована на мікро-електронних інформаційних і комунікаційних технологіях та генній інженерії – основі технологічної парадигми, якою характеризується цей період, замінює або накладається на технологічну парадигму індустріальної епохи, яка базується в основному на виробництві і розподілі енергії» [10].

Дон Тапскотт у своїй роботі «The Digital Economy: Promise and Peril in the Age of Networked Intelligence» (1997 р.) вводить поняття цифрової економіки – економіки, що базується на цифрових обчислювальних технологіях. Цифрову економіку також іноді називають інтернет-економікою, новою економікою або веб-економікою. Цифрова інфраструктура забезпечує функціонування глобальної платформи, на якій люди та організації розробляють стратегії, взаємодіють, спілкуються, співпрацюють та шукають інформацію. Пізніше цифрова економіка була визначена як галузь економіки, що вивчає нульову граничну вартість нематеріальних товарів через мережу [11].

Щодо використання термінів, майже всі запропоновані концепти можуть використовуватися для позначення одних і тих же явищ та процесів. Так наприклад, UNCTAD у своєму звіті поперемінно використовує терміни «інформаційна економіка» («information economy», 82 рази та у назві звіту) та «цифрова економіка» («digital economy», 258 разів). Згідно з аналізом відносної популярності пошукових запитів, найпопулярнішими станом на 2019 рік є наступні поняття: економіка знань, інформаційна економіка, інформаційне суспільство та цифрова економіка (рис. 1.5).

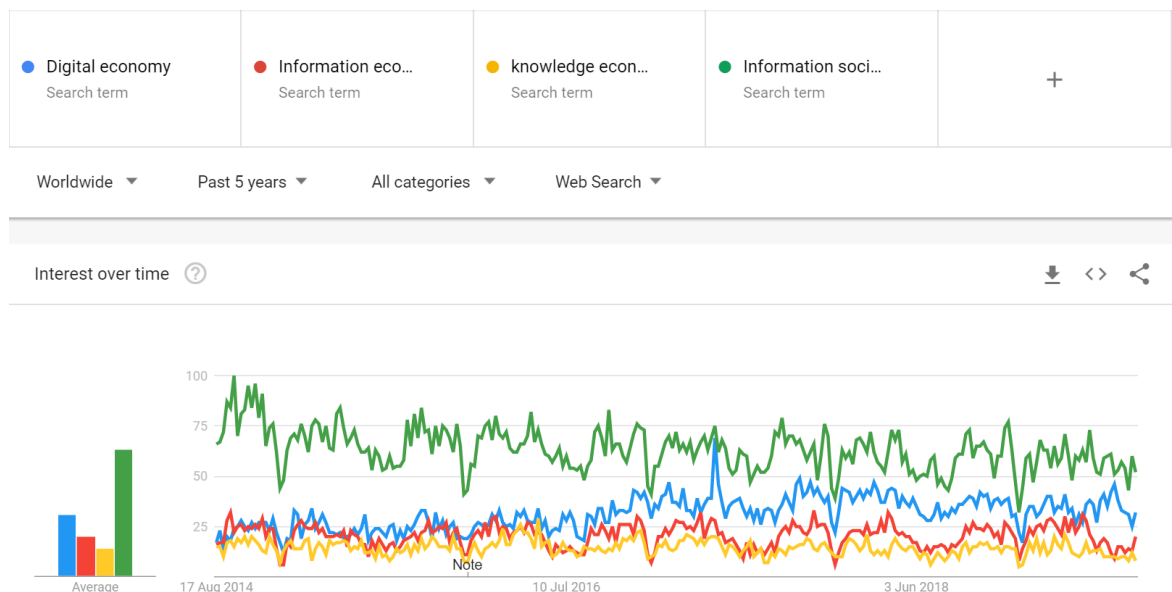


Рис. 1.5 Порівняльний аналіз відносної частоти пошуку різних концепцій англійською мовою Джерело: *GoogleTrends*⁵

⁵ <https://trends.google.com/trends/explore?date=today%205-y&q=digital%20economy,information%20economy,Knowledge%20economy,information%20society>

З подальшим розвитком та розповсюдженням ІКТ у ХХІ столітті з'явилися певні соціо-економічні явища, які поки що до кінця не сформовані в якості теоретичних концептів, а саме:

- економіка спільної участі (англ. sharing economy) [12] – спільне використання ресурсів, що стало можливим здебільшого завдяки розповсюдженню мобільних пристроїв;
- віртуальна економіка (англ. virtual/synthetic economy) [13] – економіка, що існує у віртуальному світі, зазвичай, обмін віртуальних товарів в контексті онлайн ігор;
- економіка вільного заробітку (англ. gig economy) [14]; [15] – ринок праці, який характеризується переважанням короткострокових контрактів або позаштатної роботи;
- робономіка (англ. robot economy) [16] – економічна система, в якій роботи діють як автономні агенти, приймаючи участь у деяких економічних видах діяльності [17].

Одним із останніх напрямів розвитку інформаційного суспільства є криптоекономіка, що набула розвитку 10-х роках ХХІ століття. Вперше термін було введено під назвою «криптографічна економіка» Джозефом Реаглом у своїй роботі «Trust in a Cryptographic Economy and Digital Security Deposits: Protocols and Policies» ще у 1996 році [18].

1.2. Основні елементи та особливості розвитку криптоекономіки

Відлік існування криптоекономіки можна вести з 3 січня 2009 року, саме тоді було запущено публічний реєстр першої криптовалюти⁶ – біткоіна. Перший з відомих обмінів біткоіна на товар стався лише 22 травня 2010 року, коли Ласло Ганьєч, програміст з Флориди, запропонував обміняти 10000 біткоінів на 2 піци на форумі BitcoinTalk⁷:

⁶ <https://www.blockchain.com/btc/tx/4a5e1e4baab89f3a32518a88c31bc87f618f76673e2cc77ab2127b7afdeda33b>

⁷ <https://web.archive.org/web/20190823151502/https://bitcointalk.org/index.php?topic=137.msg1195>

«Я заплачу 10000 біткоінів за пару піц ... типу 2 великі такі піци, щоб у мене щось залишилося на наступний день. Мені подобається лишати піцу, щоб погризти пізніше. Ви можете зробити піцу самостійно і принести її мені додому або замовити її для мене з доставкою, але головне, чого я прагну, – це отримати їжу в обмін на біткоіни так, щоб мені не потрібно було замовляти або готувати її самостійно; це як замовити сніданок в готелі чи щось таке, вони приносять вам щось поїсти, і ви раді!...».

Оригінальне повідомлення: *«I'll pay 10,000 bitcoins for a couple of pizzas.. like maybe 2 large ones so I have some left over for the next day. I like having left over pizza to nibble on later. You can make the pizza yourself and bring it to my house or order it for me from a delivery place, but what I'm aiming for is getting food delivered in exchange for bitcoins where I don't have to order or prepare it myself, kind of like ordering a 'breakfast platter' at a hotel or something, they just bring you something to eat and you're happy!...».*

Транзакція за цією першою угодою була записана у публічний реєстр з таким хешем:

a1075db55d416d3ca199f55b6084e2115b9345e16c5cf302fc80e9d5fbf5d48d⁸.

Джозеф Реагл визначає криптографічну економіку як «... економіку цифрового світу, де потужна криптографія та конкуруючі агенти створюють надійний ринок інформації та послуг з доданою вартістю» [18].

Для позначення нової галузі, що виникає навколо криптовалют та блокчейну, дослідники [19]; [20], експерти [21] та ЗМІ [22]; [23] використовують термін «криптоекономіка». З одного боку, організації, що будують свої бізнес-процеси навколо криптовалют та блокчейну, перетворюються на зростаючий сектор традиційної економіки, створюючи робочі місця та залучаючи капітал у пошуках найкращих можливостей за співвідношенням прибутку та ступеня ризику. Але криптоекономіка – це не просто ще один технологічний сектор, а інший спосіб організації економіки.

⁸ <https://www.blockchain.com/btc/tx/a1075db55d416d3ca199f55b6084e2115b9345e16c5cf302fc80e9d5fbf5d48d>

Нижче наведено деякі відмінності криптоекономіки від традиційної економіки та фінансів:

1. Позика та інвестиції в акціонерний капітал. Розмиття меж між цими двома поняттями відкриває нові можливості щодо інструментів інвестування. Випуск токенів (в тому числі під час ICO) може забезпечити фінансування, яке не є ані позикою, ані інвестицією в акціонерний капітал, хоч і має деякі елементи кожного з цих інструментів;

2. Гроші та інші активи. Новий поштовх ліквідності на ринках активів, що з'являється з деривативами та цифровізацією, та зростання високочастотних торгів створюють ліквідність (конвертованість), що розмиває різницю між грошима та іншими активами;

3. Корпоративна організація. Зростання популярності мережових принципів корпоративної організації руйнує загальноприйняті підходи, а з появою блокчейну і смарт-контрактів з'являється інструмент для децентралізованого управління та механізмів безпосереднього представництва при вирішенні питань колегіальним методом;

4. Стимули для ведення економічної діяльності. Суспільство часто проявляє занепокоєність соціальною відповідальністю корпорацій, особливо навколо екологічних проблем та прав людини, впроваджуються нові способи моніторингу, модерування корпоративних рішень, але ніколи не ставиться під сумнів принцип, за яким отримання прибутку є ціллю корпорацій, адже це є одним із основних положень капіталістичного суспільного ладу. Програмовані організації, що управляються децентралізовано шляхом досягнення консенсусу всіма учасниками, дозволяють організувати діяльність таким чином, щоб соціальні критерії були стимулом, а не обмеженням для діяльності організацій. І хоча некомерційні форми організації існують і зараз, займаючи певну, недомінуючу, частку ринку, впровадження нових методів управління відкриває нові можливості до їх розповсюдження у тих областях, де раніше це було неможливо;

5. Перерозподіл ризику. Зміни в характері праці (прекарізація та казуалізація трудових відносин, розповсюдження практики підряду та вільного заробітку) спричиняють підвищення рівня ризику, що бере на себе робітник, та розриває зв'язок між стандартами життя та працевлаштуванням.

Глобальна фінансова криза 2007–2008 років створила економічне середовище недовіри до традиційних банківських інституцій. Крім цього, довгострокова політика кількісного пом'якшення (англ. quantitative easing) у поєднанні з вкрай низькими обліковими ставками центральних банків найбільших економік світу створюють невпевненість у механізмах пом'якшення наступної фінансової кризи. Тож в умовах цієї невизначеності не лише індивідуальні гравці зацікавлені в новому типі активів, але й інституціональні інвестори.

Економічна роль держави буде трансформуватися. Деякі гравці блокчейн-індустрії говорять про економіку, керовану протоколами, без необхідності в державі. Але цей погляд є дещо спрощеним, оскільки блокчейн і випуск криптовалют залежать від багатьох факторів, які в даний момент неможливо повністю відтворити в криптоекономіці: контроль виконання контрактів, забезпечення недоторканності власності, макроекономічне управління. Тенденції, що спостерігаються на ринку, свідчать на користь ідеї про те, що монополія держави на випуск грошей буде зруйнована. Криптоекономіка пропонує економічні відносини, які не опосередковуються державою, відкриваючи можливості для економічної організації нового типу [24].

На даному етапі розвитку криптоекономіки можна виділити такі ринкові сегменти:

- Біржові та брокерські послуги (обмін криптовалют між собою та на інші активи):
 - Традиційні біржі, що є операторами ордербуків;
 - Децентралізовані біржі;
 - Трейдинг (у т.ч. маркет-мейкінг та високочастотний трейдинг);
 - Послуги для трейдингу (платформи та боти);

- Брокерські послуги;
- Позабіржова торгівля (англ. OTC markets);
- Біткоїн-термінали та банкомати.
- Платежі (забезпечення використання криптовалют для платежів):
 - Мерчант-послуги;
 - Випуск та обслуговування платіжних карток, прив'язаних до криптовалют;
 - Децентралізовані маркетплейси;
 - Грошові перекази;
 - Послуги B2B (бізнес бізнесу) платежів, масові платежі (включаючи зарплатні).
- Депозитарій (зберігання криптовалют як послуга):
 - Програмні гаманці;
 - Апаратні гаманці;
 - Послуги зберігання та кастодіальні послуги;
 - Програмне забезпечення для менеджменту приватних ключів.
- Сервіси консенсусу:
 - Виробники майнінгового обладнання;
 - Дата центри / хостінг майнінгового обладнання;
 - Приватний майнінг або стейкінг;
 - Хмарний майнінг;
 - Логістика та дистрибуція обладнання;
 - Розробка програмного забезпечення для майнінгу;
 - Майнінгові пули.
- Альтернативне залучення коштів:
 - Консультативні та маркетингові послуги для проведення первинної пропозиції монет (ICO та ін.);
 - Майданчики рейтингу проєктів;
 - Випуск токенів.

- Аналітика (збір, агрегація, аналіз та поширення даних про криптовалюту):
 - Блокчейн-криміналістика;
 - Ринкова розвідка;
 - Оглядачі блоків;
 - Інформаційні портали, що агрегують дані та ведуть статистику мережі;
 - Академічні дослідження.
- ЗМІ, організація заходів та розваги:
 - Форуми;
 - Новинні сайти / радіо / канали / шоу;
 - Організація заходів;
 - Азартні ігри.
- Банкінг та страхування (надання фінансових послуг із залученням криптовалют):
 - Кредитування та позики;
 - P2P позики;
 - Депозити;
 - Маржинальні позики (у трейдингу);
 - Поручка та страхування ризиків.
- Інфраструктура (розробка та обслуговування сирцевого коду криптовалют та пов'язаних з ними продуктів):
 - Розробка протоколів;
 - Розробка додатків;
 - Обслуговування мережі;
 - Безпековий аудит.
- Консалтинг:
 - Юридичне супроводження;
 - Податкове консультування;

- Регулятивний консалтинг та комплаєнс;
- KYC та AML (проти дія легалізації доходів, отриманих злочинним шляхом);
- Зв'язки з громадськістю;
- Маркетингові послуги.
- Інвестування:
 - Менеджмент портфоліо;
 - Випуск деривативів;
 - Інвестиційний консалтинг.

Публічний реєстр

Для того, щоб зафіксувати право власності, історію фінансових операцій та угод, людство використовує облікові книги та реєстри. Цілісність та захищеність таких реєстрів є ключовою їх властивістю, необхідною для підтримання довіри між агентами, що укладають угоди. Задля впевненості у незмінності «правил гри» та мінімізації можливості шахрайських дій, функцію зберігання реєстрів покладено на посередника, якому можуть довіряти всі сторони угоди. Під час фінансових розрахунків таким гарантом традиційно були банки; для фіксації прав власності посередником та зберігачем реєстра зазвичай є держава.

З розвитком та розповсюдженням інтернету стало можливим використання публічних реєстрів для подальшої мінімізації можливих махінацій з записами про права власності, адже кожен може тримати свою копію реєстру і при необхідності перевіряти зміни. Але потреба у наявності посередника навіть з такими можливостями все ще є, адже потрібен розпорядник чи група розпорядників реєстру, які вносять нові записи та зміни та гарантують цілісність даних. Якщо розпорядник реєстру представлений, наприклад, декількома авторитетними у суспільстві інституціями, кожна з яких зберігає свою копію реєстру, то він стає розподіленим, але все ще обмеженим для участі будь-яких агентів у редагуванні.

Ще до появи будь-якої електроніки існував прообраз розподіленого реєстру, доступ до «редагування» якого був у всіх учасників системи, а пов'язані з цим суперечки вирішувалися шляхом консенсусу. Мешканці мікронезійського острова Яп використовували (а для великих купівель використовують і досі) вапнякові камені, привезені з сусіднього острова Палау. В деяких випадках камені особливо великі (вище за зріст людини), тому при укладанні угоди вони нікуди не пересуваються, просто всі мешканці знають, що у каменя тепер новий власник.

Блокчейн

Реалізація публічного розподіленого реєстру мешканцями острова Яп була б навряд чи можливою у більших масштабах через те, що, на відміну від маленького замкнутого суспільства, у глобальному та анонімному відсутні стимули для добропорядної поведінки. Тож публічний розподілений реєстр має бути захищеним від можливих зловмисних дій. Способи захистити такий реєстр з'явилися з розвитком інтернету та криптографії. Блокчейн (від англ. blockchain – ланцюг блоків) – це зростаючий список записів, що називаються блоками, які неподільно пов'язані між собою за допомогою криптографії. Кожен блок містить криптографічний хеш попереднього блоку, часову мітку та дані транзакцій. За задумом, блокчейн стійкий до модифікації даних.

Ідея про незмінне зв'язування блоків інформації з криптографічною хеш-функцією з'являється в дисертації Ральфа Меркле 1979 року в Стенфорді, в якій Меркле пояснює, як блоки інформації можна зв'язати в структурі дерева, яке тепер відоме як хеш-дерево Меркле.

Значний внесок у розвиток цієї технології зробив Девід Чаум. Саме його дисертаційну роботу 1982 року «Computer Systems Established, Maintained, and Trusted by Mutually Suspicious Groups» [25] називають першою пропозицією блокчейн-протоколу [13].

Для використання в якості розподіленого реєстру, блокчейн, як правило, управляється P2P-мережею (одноранговою мережею, від англ. peer-to-peer), яка

колективно дотримується протоколу міжвузлового зв'язку та перевірки нових блоків. Після запису дані в будь-якому блоці не можуть бути змінені заднім числом без зміни всіх наступних блоків, що вимагає консенсусу більшості мережі. Інакше кажучи, блокчейн можна визначити як механізм, завдяки якому віддалені взаємно недовірливі сторони (вузли) можуть досягти консенсусу щодо стану інформації у реєстрі. Блокчейн у якості розподіленого реєстру містить блоки інформації, у тому числі інформацію про транзакції між двома або більше сторонами. Блоки криптографічно пов'язані для створення цілісної та незмінної книги. Вузли можуть додавати інформацію до книги через транзакції. *Політика доступу* визначає, хто може читати інформацію. *Політика управління* визначає, хто може брати участь в еволюції блокчейну і яким чином можуть бути додані нові блоки до блокчейну. *Політика консенсусу* визначає, який стан блокчейну є дійсним, вирішення суперечок у разі виникнення можливих суперечливих ситуацій.

Отже, існує низка політик контролю блокчейну, включаючи закриті блокчейни (що потребують дозволу для доступу), консорціум, приватні і відкриті (що не потребують дозволу). У закритому блокчейні спеціальний орган визначає та контролює, хто може оновлювати стан та ініціювати транзакції. Приватний блокчейн – це закритий блокчейн, який контролюється однією організацією. Блокчейн консорціуму – це закритий блокчейн за участі групи організацій. У відкритому блокчейні будь-хто може потенційно додавати нові блоки, а рішення про те, яке продовження є дійсним, приймається за допомогою механізму консенсусу, наприклад, шляхом голосування більшості учасників [27].

Алгоритми консенсусу

Різні блокчейни досягають консенсусу та цілісності частково шляхом застосування протоколів та за рахунок встановлення високої вартості (як економічної, так і обчислювальної) для зміни реєстру. Так, щоб перешкодити зловмиснику впливати на процес консенсусу, багато відкритих блокчейнів

вимагають, щоб нові блоки містили доказ виконаної обчислювальної роботи, що отримало назву proof-of-work (PoW, доказ виконаної роботи). Опис реалізації алгоритму proof-of-work з'явився у 1992 році в роботі Сінтії Дворк та Моні Наор «Pricing via Processing or Combatting Junk Mail», в якій вони запропонували підтверджувати надсилання електронної пошти шляхом виконання певних обчислень, збільшуючи таким чином вартість масових розсилок. Вдосконалена версія такої системи була описана Адамом Беком у статті «Hashcash – a Denial of Service Counter-Measure». У PoW вплив вузла на процес консенсусу пропорційний його обчислювальній потужності: генерація декількох ідентичностей, які поділяють спільні обчислювальні потужності, не збільшує ваги голосу. Для адаптації до різної кількості доступних обчислювальних ресурсів системи PoW динамічно коригують складність алгоритму для досягнення певної цільової швидкості. Основні характеристики, яким має відповідати PoW алгоритм: доказ участі здійснюється через виконання деякої роботи, яку важко виконати, але факт її виконання легко перевірити.

Інші алгоритми консенсусів включають proof-of-stake (підтвердження часткою), відповідно до якого кількість голосів у кожного вузла пропорційна кількості грошових одиниць, що зберігаються на рахунку; delegated proof-of-stake (підтвердження обраними делегатами), протокол візантійської угоди [28], спрямований ациклічний граф [29].

Розумні контракти

З розвитком технологій стало порушуватися питання про потребу у контрактах, які автоматично виконуються таким чином, що сторони угоди не мають довіряти ні один одному, ні посереднику, а лише алгоритму. Для опису проблеми довіри між сторонами угоди Девід Маркус у своїй роботі «Ripping Coins for a Fair Exchange» [30] використовує таку метафору. Уявіть собі ситуацію, що вам необхідно замовити доставку продуктів у водія таксі. Але ви не можете йому довіряти. Тому ви розриваєте купюру узгодженого номіналу і

віддасте йому половину; таким чином ні ви, ні він не можете використати половину купюри, і якщо водій таксі хоче заробити гроші, він вмотивований виконати контракт і повернутися за іншою половиною купюри з продуктами. Але можлива така ситуація, що водій таксі має злий намір і просто ніколи не повернеться за половинкою з хуліганських мотивів, таким чином ви втратите свою купюру. Рішенням може бути у момент укладання угоди обмінюватися розірваними навпіл купюрами так, щоб водій таксі був мотивований виконати умови угоди та отримати назад від вас обидві половини, і свою, і вашу.

1997 року у статті «Smart Contracts: Formalizing and Securing Relationships on Public Networks» [31] Нік Сабо вводить поняття розумного контракту (автор стверджує у посиланнях до своєї статті, що він висловлював цю ідею з початку 90-х років XX століття. Так, наприклад, його сторінка з описом розумних контрактів містить часову позначку 1994 рік, хоча сама сторінка створена пізніше) [32]. Розумний контракт (англ. smart contract) – це комп'ютеризований протокол транзакцій, який автоматично виконує умови контракту. Основна мета контрактів – задоволення договірних умов (таких, як умови оплати, застава, конфіденційність і навіть примусове виконання), мінімізація шкідливих та випадкових помилок, а також потреби у довірених посередниках. Суміжні економічні цілі включають зниження втрат від шахрайства, арбітражних, правозастосовних, інших транзакційних витрат.

Цифрові гроші

Поява перших життєздатних цифрових грошей тісно пов'язана з розвитком криптографії, адже задля забезпечення довіри між агентами, що здійснюють транзакцію, повинна бути інституція-посередник або алгоритм. Два основні питання, що виникають у тих, хто приймає цифрові гроші:

1. Чи можна довіряти отриманим грошам, чи вони є справжні та не підроблені?

2. Чи можу я бути впевнений, що ніхто інший не може стверджувати, що ці гроші належать йому, а не мені? (також відома як проблема «подвійних витрат»).

Емітенти паперових грошей постійно борються з проблемою підробки, використовуючи все більш досконалі папір та технології друку. Фізичні гроші легко вирішують проблему подвійних витрат, оскільки одна й та сама паперова банкнота не може бути одночасно в двох місцях. Звичайні гроші також часто зберігаються і передаються цифровим шляхом. У цьому випадку питання підробки та подвійного витрачання коштів вирішуються шляхом проходження всіх електронних транзакцій через централізовані сервери, щоправда, використовуючи такі гроші, ми цілком покладаємось на оператора цих центральних серверів, зазвичай, на центральний банк. Щодо цифрових грошей, які не можуть бути захищені спеціальними чорнилами чи голографічними смужками, криптографія дає основу для довіри. Зокрема, криптографічні цифрові підписи дозволяють користувачеві підписати цифровий актив або транзакцію, що підтверджує його право власності на цей актив. За допомогою відповідної архітектури цифрові підписи також можуть бути використані для вирішення проблеми з подвійною витратою.

Коли в кінці 1980-х криптографія почала ставати все більш доступною та зрозумілою, багато дослідників почали використовувати її для розробки цифрових валют. Ці ранні проєкти випускали цифрові гроші, як правило, підкріплені національною валютою або дорогоцінним металом, таким як золото. Хоча ці цифрові валюти з'явилися раніше за сучасні криптовалюти, вони були централізованими, в результаті чого їх було легко атакувати урядам та хакерам [33].

У 1983 році в роботі «Blind Signatures for Untraceable Payments» Девід Чаум представляє ідею цифрової готівки. У 1990 році в Амстердамі він заснував DigiCash для комерціалізації ідей у своєму дослідженні. Але не дивлячись на впровадження так званих сліпих підписів, що забезпечували анонімність, та інших криптографічних методів, цифрова готівка від DigiCash

залишалася централізованою системою. У деяких джерелах повідомляється, що Нік Сабо сформулював ідею децентралізованої системи під назвою «bit gold» ще у 1998 р. чи 2005 р. [34], але він ніде не опублікував цієї роботи, і перша відома публікація [35] датована 27 грудня 2008 року. Система e-gold стала першою широко використовуваною системою інтернет-грошей. Вона з'явилася 1996 року і виросла до кількох мільйонів користувачів, перш ніж уряд США закрив її у 2008 році. PayPal запустив свої послуги в 1998 році.

Криптовалюти

Криптовалюта – це цифровий актив, призначений для роботи в якості засобу обміну, який використовує криптографію для забезпечення транзакцій, контролю за випуском нових грошових одиниць та верифікації передачі активів. Криптовалюти використовують децентралізований контроль на відміну від централізованої цифрової валюти та банківських систем. Децентралізований контроль над кожною криптовалютою працює за допомогою технології розподіленого реєстру для запису всіх транзакцій (як правило, блокчейн) та алгоритму консенсусу (зазвичай proof-of-work або proof-of-stake).

Більш формально, криптовалюта – це система, яка відповідає наступним умовам:

1. Система не потребує центрального контролюючого органу, її стан підтримується за допомогою розподіленого консенсусу;
2. Система веде облік криптовалютних одиниць та історії їх власності;
3. Система визначає, чи можна створювати нові криптовалютні одиниці. Якщо можна створити нові криптовалютні одиниці, система визначає обставини їх виникнення та спосіб визначення власності на ці нові одиниці;
4. Право власності на криптовалютні одиниці можна довести виключно криптографічно;
5. Система дозволяє здійснювати транзакції, в яких змінюється право власності на криптографічні одиниці. Транзакція може бути записана лише суб'єктом, який підтверджує поточне право власності на ці одиниці;

6. Якщо одночасно вводяться дві різні інструкції щодо зміни власності на одні і ті ж криптографічні одиниці, система виконує щонайбільше одну з них.

Біткоїн став першою децентралізованою криптовалютою. Перша транзакція сталася 12 січня 2009 року⁹. З часів появи біткоіна було запущено тисячі інших криптовалют, які узагальнено називаються альткоїнами (від. англ. altcoin – alternative coin). Багато з них є клонами біткоіна зі зміненими характеристиками: розмір блоку, загальна кількість, схема емісії, але є й дійсно інноваційні, як, наприклад, запущений у липні 2015 року ефіріум, що запропонував дієвий стандарт для впровадження розумних контрактів ERC-20 [36].

Біткоїн: однорангова система електронної готівки

2008 року від імені Сатоші Накамото (особистість досі не розкрито) було опубліковано концепт [37] P2P системи електронної готівки, що дозволяє переказувати кошти онлайн безпосередньо від однієї сторони до іншої, не проходячи через фінансову установу. Цифровий підпис став частиною рішення, але основним проривом статті Накамото стала пропозиція щодо забезпечення запобігання подвійної витрати без залучення третьої сторони-гаранта – це саме те, чого не вистачало більш раннім концептам розподілених електронних готівок. У запропонованій мережі до транзакцій нерозривно додається позначка часу (англ. timestamp) шляхом запису їх хеш-функції до відкритого блокчейну з алгоритмом консенсусу proof-of-work, таким чином формується запис, який неможливо змінити, не перевиконавши всієї обчислювальної роботи, що було зроблено валідаторами мережі в рамках PoW алгоритму. Найдовший ланцюжок блоків записів таким чином виступає не лише доказом послідовності подій, що сталися, але й доказом того, що він надходить (і підтримується) від більшості обчислювальних потужностей мережі. Допоки більшість обчислювальних потужностей мережі надходять від вузлів, що не співпрацюють задля атаки на

⁹ <https://www.blockchain.com/btc/tx/f4184fc596403b9d638783cf57adfe4c75c605f6356fbc91338530e9831e9e16>

мережу, вони генеруватимуть найдовшу послідовність блоків та випереджатимуть атакуючих. Мережа є одноранговою, вузли можуть залишати систему і знов приєднуватися, приймаючи найдовший ланцюг блоків як доказ подій, що сталися за час їх відсутності.

Сатоші у своїй статті посилається на ідею, викладену в 1998 році Вей Даєм, що мала назву «b-money» [38]. Також він згадує систему Адама Блека «Hashcash» [39] як основу для алгоритму proof-of-work, яка спочатку була представлена як система запобігання спаму в 1997 році і потім була розвинена до більш узагальненого концепту запобігання атакам на відмову в обслуговуванні в 2002 році. Також одному зі своїх повідомлень на форумі Bitcointalk Сатоші посилається на концепцію Ніка Сабо «bit gold»¹⁰. Розробка Хала Фінні reusable proof-of-work [40] хоча і не згадується в якості джерела, вона явно вплинула на технічну реалізацію proof-of-work біткоіна, адже Хал Фінні, щонайменше, був раннім розробником біткоіна.

У статті електронна готівка (монета) визначається як ланцюжок цифрових підписів. Коли користувач передає свою монету наступному власникові, він підписує цифровим підписом хеш попередньої транзакції (під час якої він саме і отримав цю монету) та відкритий ключ наступного власника і додає їх до кінця запису про транзакцію. Одержувач платежу може перевірити підписи для перевірки ланцюжка власності. Проблема полягає в тому, що одержувач не може підтвердити, що один із власників не витратив одну й ту саму монету 2 рази. Поширене рішення полягає у запровадженні довіреного центрального органу чи монетного двору, який перевіряє кожну транзакцію на предмет подвійної витрати. Проблема цього рішення полягає в тому, що доля всієї грошової системи залежить від компанії чи органу, який керує монетним двором, і кожна операція повинна пройти через них, так само як через банк. Щоб здійснити перевірку без довіреної сторони, транзакції повинні бути публічно оголошені, і потрібна система для узгодження єдиної історії транзакцій в порядку, в якому вони були отримані. Одержувач платежу

¹⁰ <https://web.archive.org/web/20190823144054/https://bitcointalk.org/index.php?topic=342.msg4508>

потребує доказів того, що на момент кожної транзакції більшість вузлів погодились, що він перший, хто отримав цю транзакцію.

Рішення, що пропонує автор(и), починається з сервера часових позначок (англ. timestamp server). Сервер часових міток приймає хеш блоку елементів, які слід помітити, і публікує їх для широкого загалу, наприклад, у газеті. Мітка часу доводить, що дані існували на той час. Кожна позначка часу включає попередню в свій хеш, утворюючи ланцюг, при цьому кожна наступна позначка включає в себе інформацію про всі, що передують їй. Для імплементації розподіленого P2P серверу часових позначок використовується запропонована Адамом Блемом система proof-of-work, що дозволяє значно збільшити вартість атаки на мережу. Proof-of-work також визначає розподіл голосів у процесі прийняття рішень більшістю. Якби більшість визначалася як «одна IP-адреса – один голос», її міг би атакувати кожен, хто може виділити багато IP-адрес (інтернет-провайдери, наприклад). Proof-of-work по суті означає «один процесор – один голос». Рішення більшості представлене найдовшим ланцюжком, в який вкладено найбільше зусиль для проведення обчислень в рамках PoW алгоритму. Щоб компенсувати збільшення апаратної швидкості обчислень та різний інтерес до запуску обчислювальних вузлів в різні часи, складність перевірки роботи регулюється рухомим середнім з орієнтацією на певну кількість блоків, що мають бути згенеровані за годину. Якщо вони генеруються занадто швидко, складність збільшується.

Отже, мережа працює таким чином: нові транзакції передаються всім вузлам; кожен вузол збирає нові транзакції в блок; кожен вузол працює над пошуком необхідного хеша за алгоритмом proof-of-work; коли вузол знаходить необхідний хеш, він передає блок транзакцій всім вузлам; вузли приймають блок лише в тому випадку, якщо всі транзакції в ньому є дійсними та ще не витрачені; вузли висловлюють своє прийняття блоку, працюючи над створенням наступного блоку, використовуючи хеш прийнятого блоку як попередній хеш.

Для того, щоб стимулювати активність по підтримці активності вузлів, що виконують proof-of-work та записують транзакції до блокчейну, біткоїн пропонує 2 типи стимулів:

- За домовленістю, перша транзакція в блоці – це спеціальна транзакція, яка запускає нову монету, що належить творцю блоку. Постійне додавання нових монет є аналогом винагороди добувачів руди, що витрачають ресурси для додавання золота в обіг. У випадку біткоіна витрачається процесорний час і електроенергія.

- Додатковим стимулом є комісія з транзакцій. Якщо вихідна вартість транзакції менша, ніж її вхідне значення, різниця вважається платою за транзакцію. Кількість нових біткоінів, яка може бути створена у рамках першого стимулу, обмежена, постійно зменшується і згодом стане дорівнювати нулю. Після того, як заздалегідь визначена кількість монет увійшла в обіг у рамках першого стимулу, стимул може повністю перейти до плати за транзакції, таким чином забезпечуючи відсутність інфляції.

Окрім компенсації за надане обладнання, стимули допомагають спонукати вузли залишатися чесними. Якщо зловмисник здатен зібрати більше обчислювальних потужностей, ніж усі чесні вузли, йому доведеться вибирати між використанням цих ресурсів для обману або для отримання нових монет. Якщо економічних стимулів за видобуток монет достатньо, йому вигідніше грати за правилами, які дозволяють йому отримати більше нових монет, ніж підірвати довіру до системи та знецінити тим самим власне багатство. Окремі економічні агенти або компанії, що підтримують вузли мережі, пізніше будуть названі майнерами, а діяльність, яку вони виконують, – майнінгом, від англ. mining – видобуток (руди, вугілля, золота, біткоінів тощо).

Щодо проблеми відкритості даних та приватності, Сатоші Накамото представив наступне рішення: «Традиційна банківська модель досягає конфіденційності, обмежуючи доступ до інформації з боку сторін угоди та довіреної третьої сторони. Необхідність оприлюднення всіх транзакцій публічно йде в розріз з цим методом, але конфіденційність все ще може бути

збережена, порушуючи потік інформації в іншому місці: шляхом анонімності відкритих ключів. Громадськість може бачити, що хтось надсилає суму комусь іншому, але без інформації, яка пов'язує транзакцію з кимось. Це схоже на рівень інформації, яку оприлюднюють біржі, де час і розмір окремих торгів, стрічка, оприлюднюються, але не повідомляючи, хто був сторонами угоди». Запропонована модель приватності може бути схематично зображена, як наведено на рисунку 1.6.

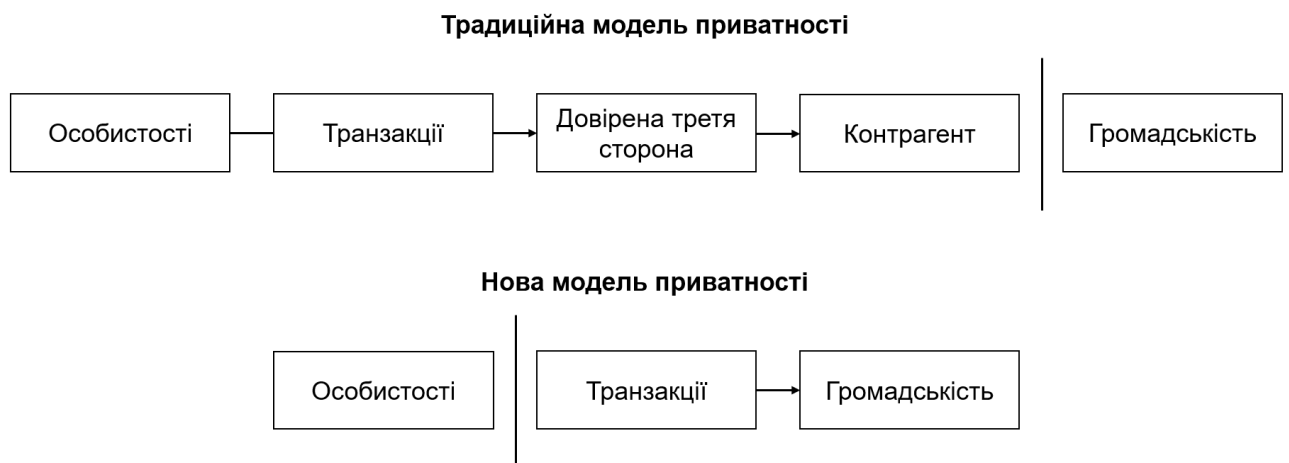


Рис. 1.6 Модель приватності, запропонована Сатоші Накамото
Джерело: *Bitcoin Whitepaper*¹¹

Девід Чаум виділив чотири ключові ролі учасника будь-якого блокчейну [25], яких він назвав спостерігачами (watchers), виконавцями (doers), керівниками (executives) та царями (czars). Спостерігачі пасивно спостерігають і перевіряють стан розподіленого реєстру. Виконавці (опікуни 1 рівня) здійснюють дії з реєстром. Керівники (опікуни 2 рівня) підписують (або іншим чином засвідчують) блоки. Царі (опікуни 3 рівня) змінюють керівників та політики. Девід Чаум називає учасників мережі «органами», залишаючи незрозумілим, чи можуть вони бути алгоритмами. Відповідно до цієї класифікації, біткоїн і «система сховищ» порівнюються так, як показано у табл. 1.1.

¹¹ <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>

Порівняння ролей у «системі сховищ» Д. Чаума та у мережі біткоїн

Роль	Біткоїн, 2008	«Система сховищ», Д. Чаум, 1982
Спостерігачі <i>пасивно перевіряють стан</i>	Будь-який вузол (не обов'язково повний вузол*)	Будь-який комп'ютер онлайн
Виконавці <i>вчиняють дії, в т.ч. роблять записи</i>	Будь-який повний вузол	Опікуни 1 рівня
Керівники <i>засвідчують блоки, напр. підписуючи</i>	Майнер, що виграв (призначається з виконавців кожного разу)	Опікуни 2 рівня (обираються з опікунів 1 рівня царями)
Царі <i>змінюють керівників та політики</i>	Ключові розробники	Опікуни 3 рівня

Джерело: [26]

* Повний вузол – це програма, яка повністю перевіряє транзакції та блоки. Більшість повних вузлів також обслуговують легких клієнтів (вузли), дозволяючи передавати свої транзакції в мережу та повідомляючи їх, коли транзакція впливає на стан їх балансу.

Станом на 24 серпня 2019 року в мережі біткоїн – 9639 виконавців (повних вузлів), що розподілені по світові таким чином, як показано на рисунку 1.7.

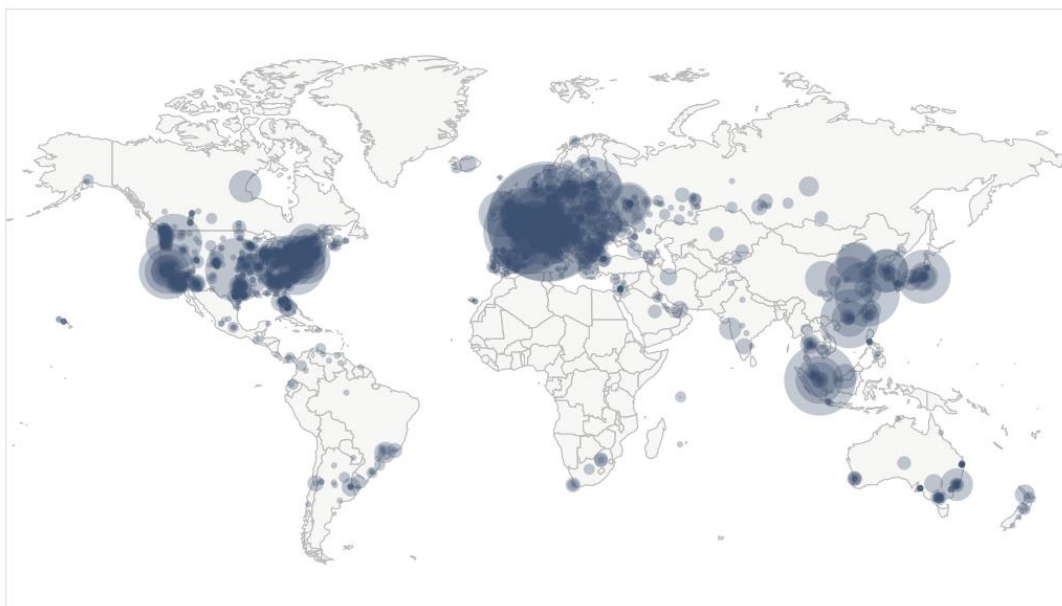


Рис. 1.7 Візуалізація доступних повних нод біткоїна станом на 24.08.2019 р. Джерело: Bitnodes¹²

¹² <https://web.archive.org/web/20190824093451/https://bitnodes.earn.com/>

Фінансові ринки

Після запуску в січні 2009 року біткоїн довгий час залишався відносно непоміченим. 17 березня 2010 року нині вже неіснуючий BitcoinMarket.com почав функціонувати як перша біткоїн-біржа. В липні 2010 стався перший стрибок у ціні, тоді впродовж місяця ціна біткоїна зросла з \$0,008 до \$0,08. 8 червня 2011 року спостерігалася перша спекулятивна бульбашка – ціна на короткий час досягла \$31, а потім впала.

2 жовтня 2013 року чорний ринок наркотичних речовин SilkRoad, що приймав виключно біткоїни, був захоплений Федеральним бюро розслідувань, що спричинило падіння ціни до \$110, ціна швидко підскочила до \$200 впродовж тижня, а вже 28 листопада 2013 року на біржі MtGox ціна біткоїна досягла 1000 доларів США. Саме після цих подій біткоїном зацікавились ЗМІ [41] та він почав свій шлях до широкого загалу. Динаміка ціни біткоїна та відносна частка у капіталізації усіх криптовалют наведено на рисунках 1.8 та 1.9 відповідно.



Рис. 1.8 Ціна біткоїна в період 26 серпня 2013 р. – 25 серпня 2019 р.
Джерело: *Coinmarketcap*¹³

¹³ <https://coinmarketcap.com>

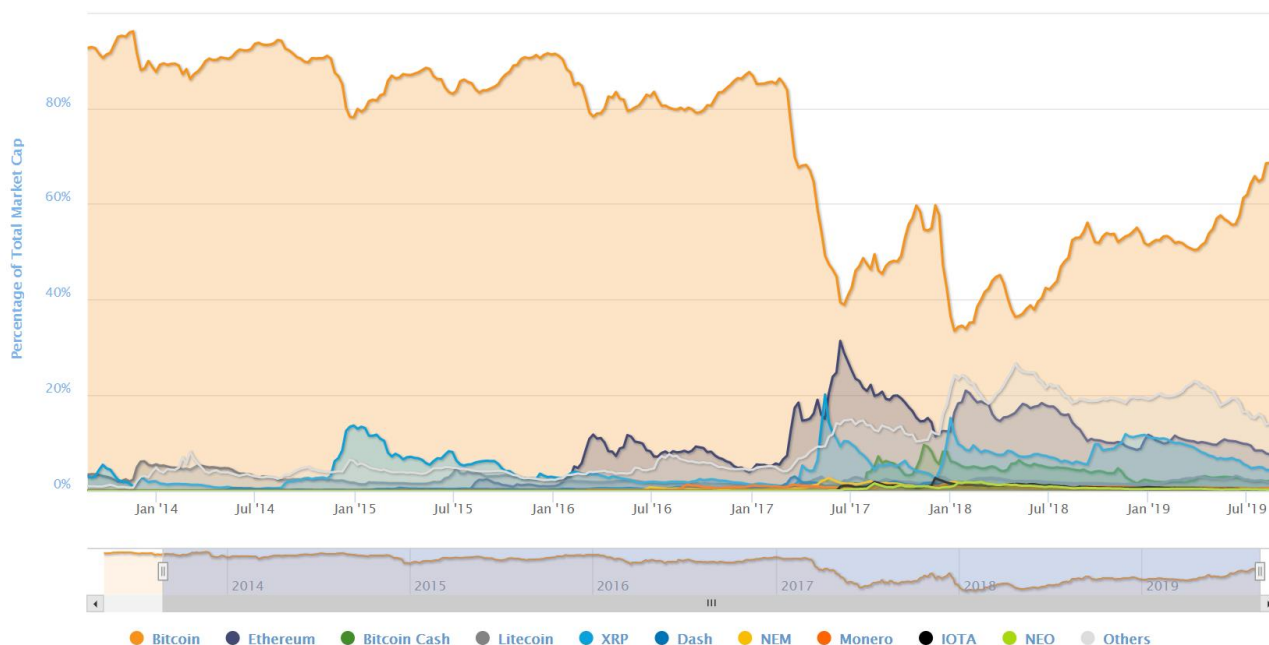


Рис. 1.9 Частка капіталізації біткоїна в капіталізації усіх криптовалют
Джерело: *Coinmarketcap*

Станом на 2019 рік існують сотні криптовалютних бірж, що здійснюють обмін за напрямом як крипто-крипто, так і за напрямом фіат-крипто. Серед фіатних торгових пар домінує долар США – близько половини всіх угод за напрямом фіат-крипто (рис. 1.10).

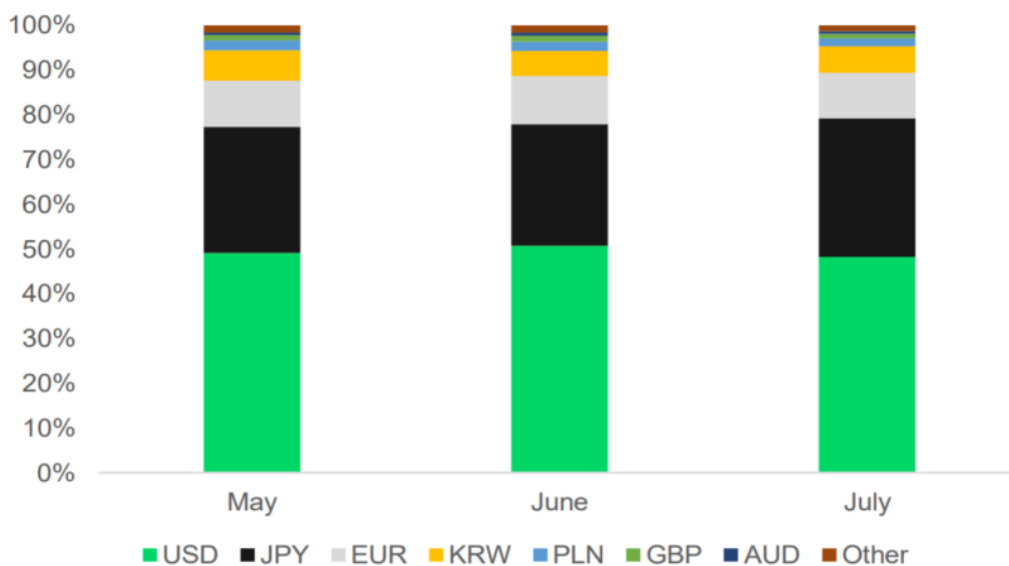


Рис. 1.10 Частка різних фіатних валют у загальному обсязі торгівлі за напрямом фіат-крипто в травні, червні та липні 2019 р. Джерело: [42]

Для біржі – відносно просто запровадити торгівлю за напрямом крипто-крипто, адже для цього не потрібно взаємодіяти з традиційною

банківською системою, отже, є можливість працювати взагалі без юридичної реєстрації, ліцензій тощо. Але трейдерам необхідні інструменти для хеджування ризиків крипто ринку, їм необхідна можливість фіксування позицій у доларі. Для цього було введено так звані стейблкоіни (від англ. stable coin – стабільна монета) – криптовалюта, ціна якої зафіксована 1:1 (з незначними коливаннями) до «батьківської» валюти. Стейблкоіни часто піддаються критиці, адже вони мають бути забезпечені 1:1 батьківською валютою, що не завжди дотримується [43]. З урахуванням найбільш популярного стейблкоіну, USDT, розподіл за напрямом фіат-крипто виглядає таким чином як наведено на рисунку 1.11.



Рис. 1.11 Обсяг торгових угод за напрямом фіат-крипто за різними фіатними валютами (або еквівалентними їм стейблкоїнами) в травні, червні та липні 2019 р. в мільйонах біткоїнів в місяць Джерело: [42]

Щодо комісій, біржі схильні заохочувати маркет-мейкерів, щоб знизити спред. Типові комісії для маркет-мейкерів та маркет-тейкерів наведено на рисунку 1.12.

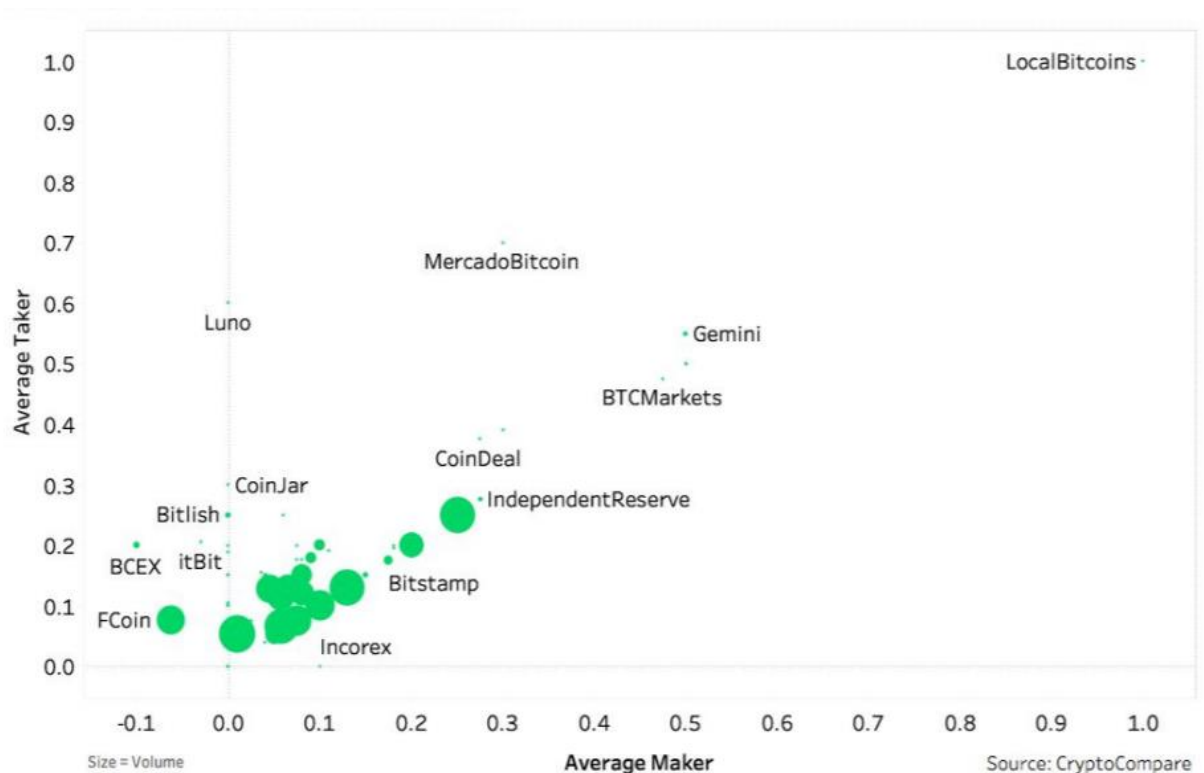


Рис. 1.12 Порівняння комісій за здійснення торгової операції (у відсотках) для маркет-мейкерів та маркет-тейкерів на основних біржах станом на червень 2019 року. Розмір вузла відображає обсяг торгів Джерело: [44]

Оскільки криптовалютні біржі регулюються слабкіше за традиційні біржі, вони часто не несуть ніякої відповідальності за достовірність даних, що вони надають. Це призводить до усіляких маніпуляцій, в першу чергу, з обсягом торгів, адже обсяго торгів історично використовується для складання рейтингу бірж. Маніпуляції різняться від заохочення трейдингу (проведення розіграшів, лотерей серед активних трейдерів, впровадження нульових комісій, роздачі безкоштовних токенів за активність тощо) до відвертої фальсифікації ордербуку. На рисунку 1.13 зображені маніпуляційні патерни у статистичному розподілі угод (біржі Poloniex, Bittrex, Liquid можна розглядати як приклад природного розподілу, тоді як всі інші – маніпулятивного).

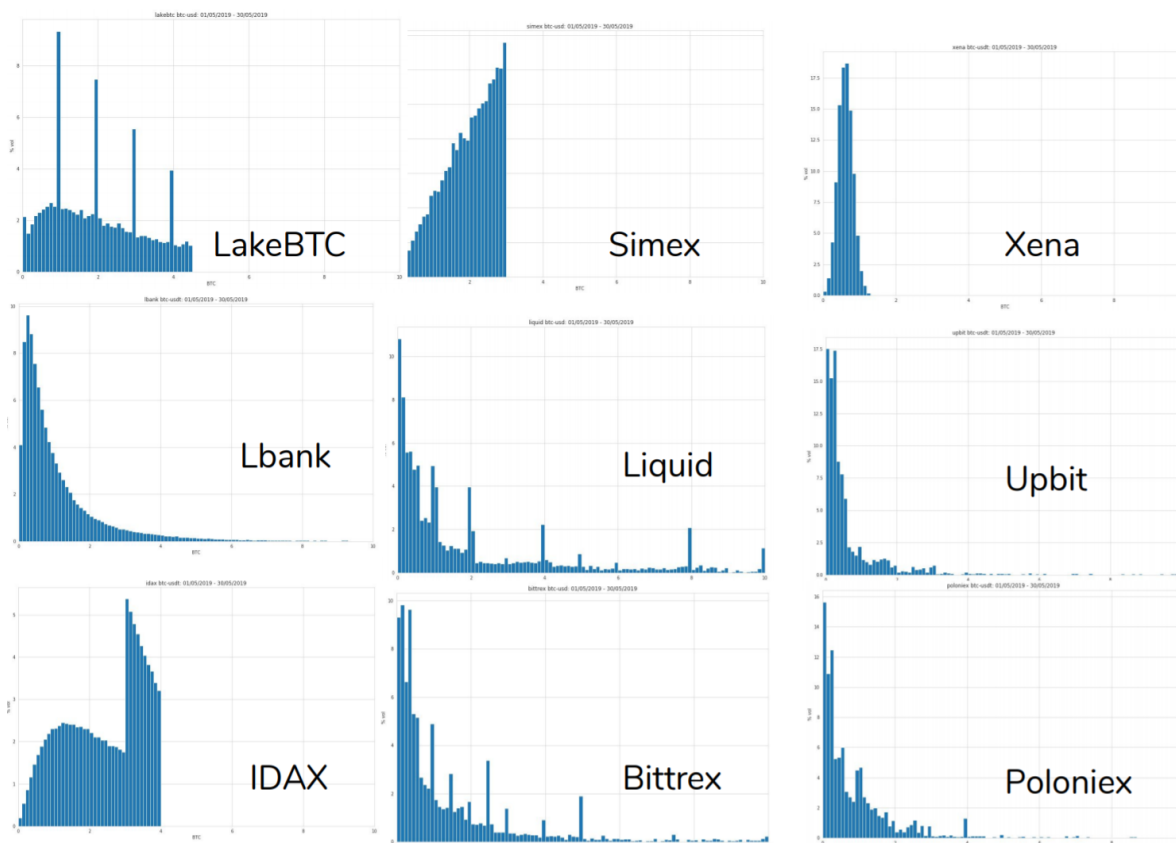


Рис. 1.13 Статистичний розподіл обсягу угод. Вісь X – обсяг угод у біткоінах, вісь Y – частка серед усіх угод. Дані з 1 по 30 травня 2019 р. Джерело: [44]

Обсяг торгів після виключення бірж, що займаються фальсифікацією ордербуків та надмірним заохоченням трейдерів, закріпився на рівні 200–300 мільярдів доларів США на місяць в 2018 та 2019 роках (рис. 1.14).

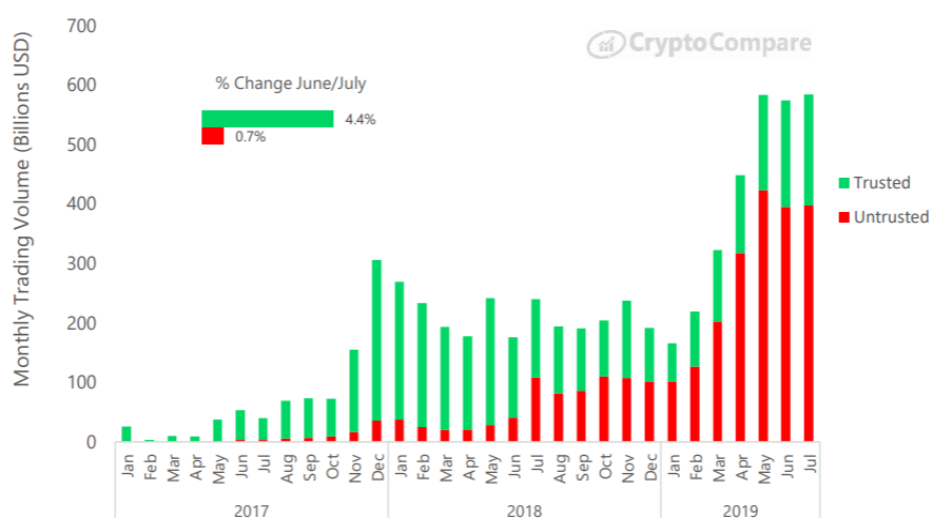


Рис. 1.14 Місячний обсяг торгів на криптовалютних біржах за період січень 2017 р. – липень 2019 р., мільярдів доларів США Джерело: [45]

Як відповідь на нестачу довіри до централізованих бірж, з'являються децентралізовані, що працюють повністю на розумних контрактах. Децентралізовані біржі (англ. decentralised exchange, DEX) дозволяють здійснювати торгівлю криптовалютами безпосередньо між користувачами, обминаючи посередника. Оскільки користувачам не потрібно передавати свої активи на біржу, децентралізовані біржі знижують ризик крадіжки від злому бірж. Децентралізовані біржі також можуть запобігти маніпулюванню цінами або підробці обсягів торгів, і є більш анонімними, ніж централізовані, які реалізують процедури «знай свого клієнта» (англ. know your customer). Обсяг торгів на таких біржах у липні 2019 року склав приблизно 90 мільйонів доларів США, що все ще на кілька порядків менше за обсяги централізованих бірж (рис. 1.15).

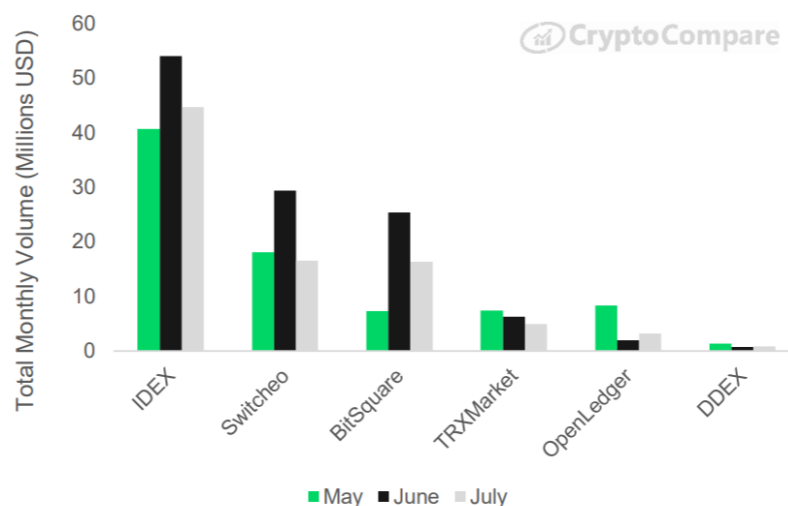


Рис. 1.15 Обсяг торгових угод за напрямом фіат-крипто за різними фіатними валютами (або еквівалентними їм стейблкоїнами) в травні, червні та липні 2019 р. в мільйонах біткоїнів в місяць Джерело: [45]

Менший контроль з боку державних органів, а інколи взагалі відсутність можливості будь-якого аудиту та регулювання призводять до того, що криптовалюти стали улюбленим активом для цінових маніпуляцій, в першу чергу, це так звані pump-and-dump. Схема накачування та скидання (англ. pump-and-dump, P&D) – це тип шахрайства, при якому зловмисники накопичують актив протягом певного періоду, а згодом штучно завищують ціну за допомогою розповсюдження дезінформації (накачування, pump), потім

продають все, що накопичили за вищою ціною покупцям, які нічого не підозрюють чи свідомо сподіваються, що накачування продовжиться (скидання, dump). Оскільки ціна була завищена штучно, вона зазвичай падає, залишаючи покупців, які купували спираючись на неправдиву інформацію, у збитках [46]. І якщо тюльпаноманія в Нідерландах та спекулятивна бульбашка London South Sea Company розвивалися протягом декількох років, то сучасні pump-and-dump акції компаній з маленькою капіталізацією (англ. penny stocks) відбуваються протягом кількох днів. Ціна криптовалюти може злетіти і впасти за лічені хвилини від твіта¹⁴ інфлуенсера, який отримають усі гравці ринку практично миттєво, тоді як за часів Ньютона спекулятивні бульбашки розвивалися протягом декількох років (рис. 1.16).

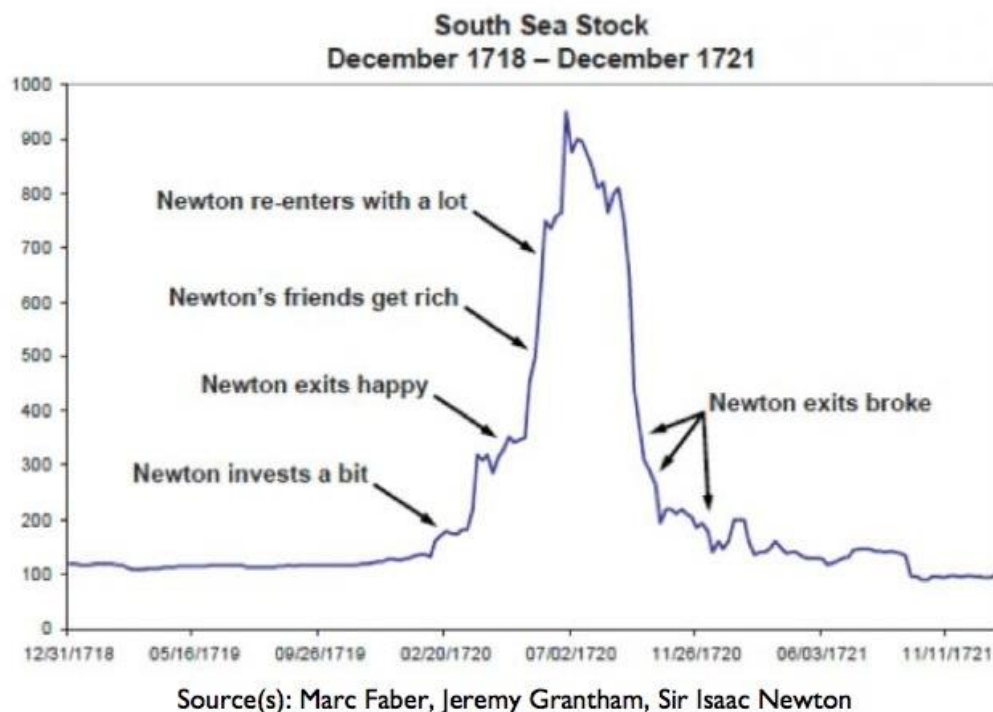


Рис. 1.16 Ціна акцій South Sea Company, грудень 1718 р. – листопад 1721 р. Джерело: [47]

Іншими розповсюдженими видами шахрайства, пов'язаними з криптовалютами, є схеми Понці, продаж одних криптовалют під виглядом інших, шахрайські первинні розміщення монет ICO, а також крадіжка коштів шляхом заволодіння приватним ключем (у випадку безпосереднього зберігання

¹⁴ Твіт (від англ. tweet) – допис у соцмережі Twitter

криптовалют користувачем) або через дії хакерів чи навмисне злодіяння адміністрації на сервіс-зберігачі коштів (централізована біржа, гаманець).

Щодо фінансових деривативів, Нік Сабо в 1994 році висловився так [32]: «Інша сфера, яку можна розглядати для застосування розумних контрактів – це синтетичні активи. Ці нові цінні папери утворюються шляхом комбінування цінних паперів (таких, як облігації) та деривативів (опціони та ф'ючерси) найрізноманітнішими способами. Дуже складні структури платежів (наприклад, які платежі і коли повинні здійснюватися, розмір відсоткової ставки) тепер можуть бути вбудовані в стандартизовані контракти та торгуватися з низькими транзакційними витратами, завдяки комп'ютерному аналізу цих складних умов. Синтетичні активи дозволяють арбітражувати різні структури умов, необхідні різним замовникам, і вони дозволяють будувати договори, що імітують інші контракти, за вирахуванням певних зобов'язань. Прикладом останнього є синтетичні активи, що імітують дохідність акцій німецьких компаній, але не вимагають сплати податку в Німеччині. Важливо зауважити, що ці синтетичні активи не надають права голосу, на відміну від оригіналів. Можливо, можна буде розробити такі протоколи розумних контрактів, що забезпечать право голосу синтетичним активам».

І хоча станом на 2019 рік повсюдного переходу на синтетичні активи не спостерігається (у більшості інвесторів все ще є потреба у посередництві та захисті з боку фінансових посередників та державних органів), токенизовані акції зараз – одна з опцій [48].

Щодо деривативів на основі самих криптовалют, то все більш популярною стає маржинальна торгівля. Так, криптовалютна біржа BitMEX пропонує маржинальну торгівлю з плечем до $\times 100$, а також ф'ючерси. Традиційні (або інституціональні) гравці ринку деривативів теж проводять торги ф'ючерсами на біткоїн, наприклад, Чиказька товарна біржа [49]. Обсяг торгів криптовалютами деривативами в липні 2019 р. склав близько 100 мільярдів доларів США на криптовалютних біржах та близько 10 мільярдів – на традиційних (рис. 1.17).

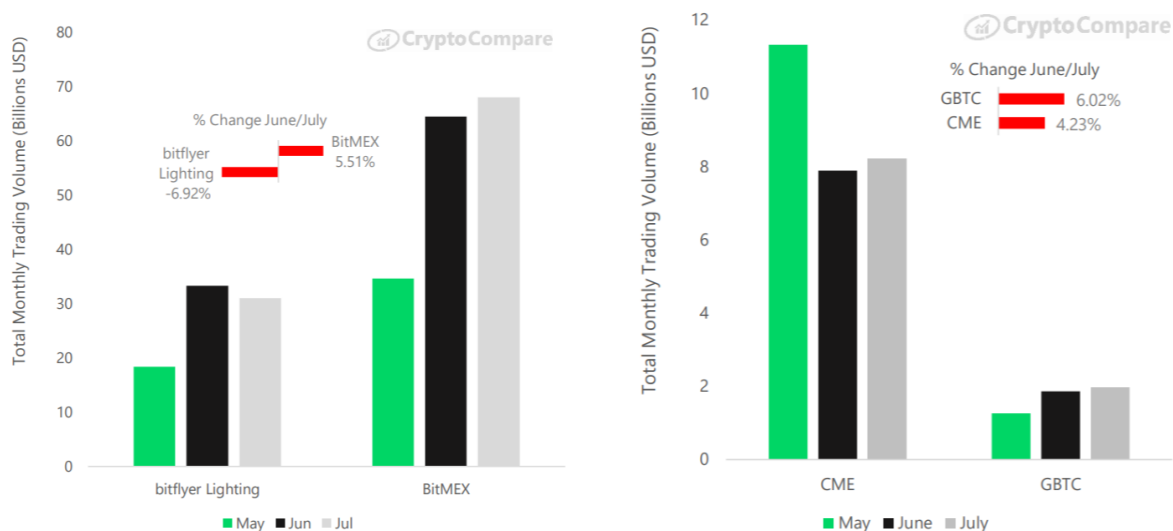


Рис. 1.17 Обсяг торгових угод по деривативах на криптовалютних та традиційних біржах в травні, червні та липні 2019 р., мільярдів доларів США Джерело: [45]

Нові види залучення коштів

Початкове розміщення монет (англ. Initial Coin Offering, ICO) – метод залучення коштів, який був впроваджений після появи криптовалют. Зокрема, криптовалюта Ethereum і її технологія ERC-20 внесли великий внесок, оскільки вона передбачає можливість створення розумних контрактів, які виконуються при певних обставинах. Під час ICO проєкт випускає свою власну криптовалюту і продає її частину всім бажаючим, зазвичай, 40-60%. Поняття «ICO» з'явилося через схожість з Первинною публічною пропозицією акцій (англ. Initial public offering, IPO) [50]. Проте, офіційний статус ICO не врегульовано на законодавчому рівні, що призводить до безлічі маніпуляцій. Щоб не підпадати під положення закону США про цінні папери 1933 року (Securities Act of 1933), більшість проєктів передбачають випуск не акцій, а службових токенів, які будуть використовуватися в рамках їх систем для сплати послуг [51]. Експерти відзначають, що доцільність використання службових токенів піддалася різкій критиці, оскільки більшості проєктів насправді не потрібна власна валюта [52]. Заходи, вжиті регулюючим органом США, Комісією з цінних паперів і бірж (Securities and Exchange Commission, SEC), демонструють ознаки майбутнього регулювання: була запущена спеціальна

веб-сторінка про ICO¹⁵, а також було вжито заходів щодо найодіозніших проєктів¹⁶. Протягом 2017–2018 років ICO проєктам вдалося залучити десятки мільярдів доларів, але через проблеми з регуляторними органами та втрату довіри від інвесторів через численні зловживання [53] фінансування ICO впало наприкінці 2018 року (рис. 1.18 та 1.19).

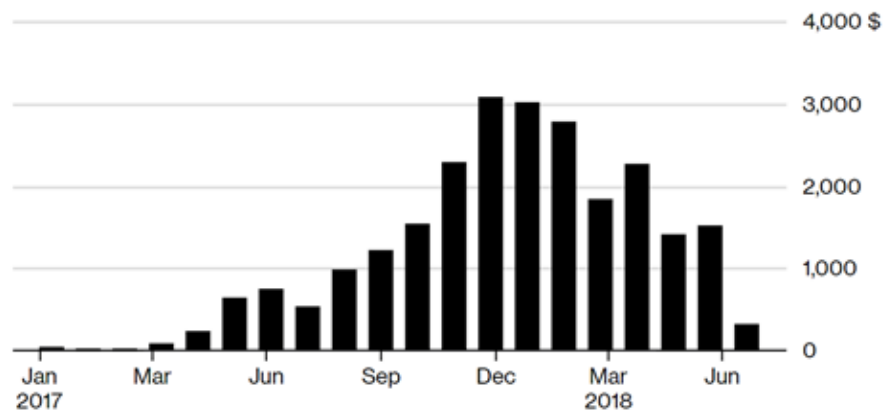


Рис. 1.18 Кошти, залучені через ICO, мільйонів доларів США
Джерело: [54]

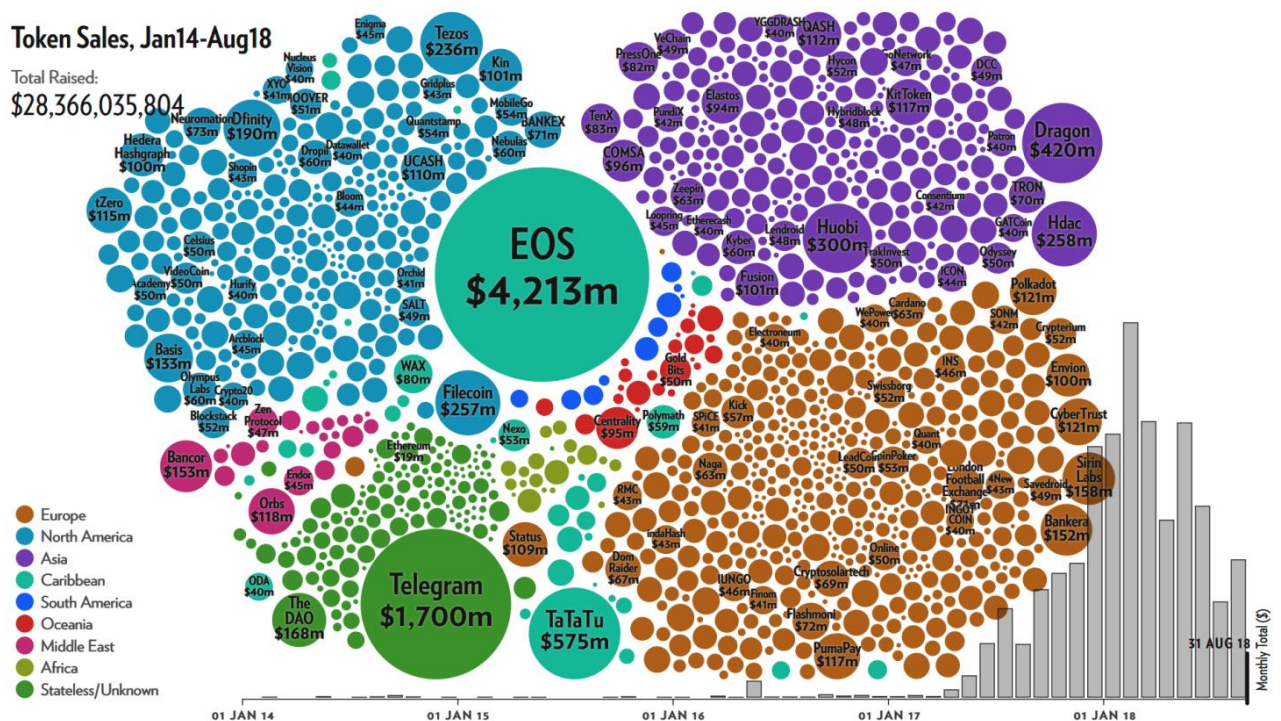


Рис. 1.19 Найбільші ICO станом на серпень 2018 р.
Джерело: Elementus¹⁷

¹⁵ <https://web.archive.org/save/https://www.sec.gov/ICO>

¹⁶ <https://www.sec.gov/spotlight/cybersecurity-enforcement-actions>

¹⁷ <https://elementus.io/token-sales-history>

У відповідь на втрату довіри до ICO, з'явилися нові форми залучення коштів: первинне розміщення на біржі (Initial Exchange Offering, IEO) – те ж саме ICO, але за участі біржі у якості гаранта; пропозиція токенизованих цінних паперів (Security Token Offering, STO) [55].

Не дивлячись на суперечливість цих методів залучення коштів та явно спекулятивний інтерес до них, протоколи розумних контрактів, які використовуються в рамках цих методів, відкривають можливості для створення нового типу організацій. Децентралізовані автономні організації (англ. decentralized autonomous organisation, DAO) управляються згідно з правилами, прописаними у контракті, та контролюються акціонерами. DAO відкриває доступ для безпосередньої участі власників майже будь-якої кількості акцій у процесах прийняття рішень через голосування, що може бути реалізовано завдяки розумному контракту.

Криптоекономіка та бідність

У 2017 році, відповідно до інформації Світового банку, у світі було близько 1,7 мільярда людей, які не мають доступу до банківських послуг (англ. unbanked), що на 0,3 мільярди менше, ніж у 2015 році, але відображає рівень проблеми фінансової інклюзії у світі.

Ті, хто не мають доступу до банківських послуг, непропорційно розподілені по світові і сконцентровані здебільшого в країнах, що розвиваються. Це означає, що навіть при бурхливому економічному зростанні відсутність фінансової інклюзивності призводить до того, що результати економічного прогресу не розподіляються рівномірно. Хоча відсутність банківського акаунту не означає автоматично бідність, такі люди, як правило, є найбіднішими в суспільстві, а відсутність кредитної історії та доступу до фінансових послуг означає, що вони можуть застрягти в циклі бідності. Здавалося б, що факт відсутності банківського акаунту може бути наслідком бідності, а не причиною, але існує петля зворотного зв'язку. Це зупиняє їх на

шляху до міграції, отримання кредиту на освіту для себе та своїх дітей, купівлі худоби задля довгострокового покращення фінансового становища¹⁸.

І хоча проблема скоріш не з банківськими протоколами, а з законами та процедурами, що ставлять перепони на шляху руху капіталів, блокчейн та криптовалюти здатні зробити свій внесок у подолання бідності, в першу чергу, через залучення до фінансових послуг тих, хто наразі не має такої можливості. Основною особливістю, що дозволяє це зробити, є той факт, що блокчейни багатьох криптовалют є такими, що не потребують дозволу для участі (англ. permissionless). Така відкритість та неможливість або обмеженість регулювання створює сприятливі умови для розвитку транскордонних переказів, P2P кредитування.

Станом на вересень 2019 року, згідно з доповіддю Світового банку, надіслати грошовий переказ в середньому коштує 6,84% [56] від загальної суми, що є невинновано дорого і негативно впливає на світову економіку. Ситуація різниться від країни до країни і, зазвичай, надіслати переказ у країни, жителі яких потребують цього найбільше, коштує ще дорожче – до 10%, а комісія на перекази між країнами Африки південніше Сахари чи в країни, де тривають збройні конфлікти, сягає 20%. Найбільші суми банківських комісій за переказами наведено у табл. 1.2.

¹⁸ Уявімо успішного фермера з однієї з країн, де не перше десятиліття вирує громадянська війна, відсутня система державних реєстрів та банківська система. Якимось дивом він зміг накопичити декілька тисяч доларів і при цьому в нього не все вкрали озброєні революціонери, йому пощастило вивчитися п'ять класів у школі, завдяки чому він зміг прочитати в Вікіпедії на своєму старенькому Nokia про європейські країни, про середню зарплату на тамтешніх фермах і про систему освіти, яку він хотів би дати своїм дітям. Він продає ферму і вирушає в дорогу. Уявімо навіть, що він якимось дивом отримав візу, для якої зазвичай треба показати рух коштів по банківському акаунту. Він намагається купити авіабілет та забронювати хостел на перші дні, для чого наявність банківської картки обов'язкова, він знаходить на місцевому ринку чоловіка, який має громадянство сусідньої більш стабільної країни, тому в нього є платіжна картка, він зголосився купити за подвійну суму білети нашому герою, і, знову ж таки якимось чудом, транзакцію не було заблоковано ані банком, ані компанією-перевізником, хоча їх антифрод-системи за статистикою відхиляють 50% купівель з таких країн, і чоловік з ринку навіть не надурив нашого героя, і не зняв бронювання тиждень потому. І ось наш герой вирушає до Данії, де йому якимось вдається платити вже тиждень готівкою, не без проблем звісно. Він знаходить роботодавця, який готовий взяти його працювати, але вони зупиняються десь на середині шляху через бюрократичні перепони при його наймі, йому навіть ніде не можуть відкрити банківський акаунт, адже європейські банки дуже селективні коли мова заходить про нерезидентів, а тут ще з такої країни, їх системи запобігання шахрайства показують менеджеру червоний рівень безпеки, ніхто з менеджерів не йде на такий ризик. Тим часом гроші, отримані від продажу ферми на батьківщині, закінчуються і наш герой вимушений працювати у нелегальному секторі, де йому платять готівкою. Через деякий час його ловлять та депортують, статус біженця отримати не вдалося, бо за час поневірянь в його країні вже мир. До влади прийшли ліберали, вони відкрили ринок для західних та китайських компаній, вони скупили землю у долині річки і золоті копальні. В країні відкрилися банківські установи. Наш герой вирішує розпочати все з нуля і йде в банк відкривати акаунт та брати кредит, щоб купити худобу, він точно знає як з нею поводитися і що він зможе повернути гроші через рік, адже й ціни на м'ясо значно виросли через зростаючий попит. Але його чекає неприємний сюрприз, західний банк може надати кредит лише під 100% річних, адже, самі розумієте, ризики – останні 9 кредитів, що вони видали, було викрадено, і для банку всі місцеві виглядають однаково з точки зору системи оцінки ризиків, адже в країні довгий час була відсутня система кредитного рейтингу.

Таблиця 1.2

**Список напрямів переказів коштів з найбільшими середніми комісіями
станом на третій квартал 2019 року**

Напрямок переказів	Середня комісія при відправці еквіваленту 200 USD (%)	Середня комісія при відправці еквіваленту 500 USD (%)
Південна Африка => Китай	24,864	14,95
Саудівська Аравія => Сирія	22,88	20,78
Південна Африка => Ангола	19,51875	10,4025
Південна Африка => Нігерія	18,51333333	13,22125
Південна Африка => Ботсвана	18,43090909	11,40272727
Південна Африка => Есватіні	18,215	7,37
Об'єднана Республіка Танзанія => Уганда	18,02666667	9,55
Об'єднана Республіка Танзанія => Руанда	16,84777778	10,33666667
Гана => Нігерія	16,405	14,57
Південна Африка => Мозамбік	16,38833333	12,42666667
Південна Африка => Замбія	15,43769231	10,00833333
Південна Африка => Лесото	15,0025	6,81375
Пакистан => Бангладеш	14,66125	7,04875
Південна Африка => Малаві	14,46533333	9,476428571
Південна Африка => Індія	14,40875	9,5025
Ангола => Намібія	13,93666667	11,36666667
Південна Африка => Зімбабве	13,792	8,928461538
Об'єднана Республіка Танзанія => Кенія	13,77666667	7,163333333
Туреччина => Болгарія	13,6025	7,7525
Південна Африка => Об'єднана Республіка Танзанія	13,32777778	9,77625
Сполучене Королівство Великої Британії та Північної Ірландії => Гамбія	13,26357143	11,59142857
Таїланд => В'єтнам	13,23210526	6,897894737
Таїланд => Китай	13,13533333	6,192666667
Пакистан => Афганістан	13,06571429	5,274285714
Таїланд => Індія	13,06	6,004210526
Австралія => Вануату	13,03642857	9,502857143
Південна Африка => Кенія	12,61727273	9,018
Австралія => Ліван	12,30214286	7,141428571
Кенія => Південний Судан	12,27583333	7,393333333
Японія => Індія	12,13653846	5,831153846

Джерело: Remittances, The World Bank¹⁹

¹⁹ <http://remittanceprices.worldbank.org>

Середня комісія при переказі біткоіна станом на вересень 2019 року складає еквівалент 1 USD, 0,5% при відправці еквіваленту 200 USD і 0,2% при відправці 500 USD²⁰, а максимальна сягає чверті від суми при відправці 200 USD з Південної Африки до Китаю. Хоча комісія на переказ біткоіна досить невелика і до того ж є інші криптовалюти, по деяким з яких комісії навіть менші, на даному етапі розповсюдження криптовалют ще рано говорити про використання їх у якості загальноприйнятого засобу платежів. Задля використання грошового переказу за призначенням треба буде конвертувати криптовалюту у фіатну валюту, що означає додаткові комісії та складнощі при обміні. Але за багатьма напрямками обміну цей метод переказу цінностей залишається більш привабливим за традиційні методи навіть після врахування цих комісій при обміні. Для того, щоб оперувати криптовалютою, треба мати мінімальний рівень технічного забезпечення, як мінімум, смартфон. І хоча в найбільш розвинених країнах рівень розповсюдження смартфонів залишається відносно невеликим, протягом 2018 року 300 мільйонів користувачів вперше підключились до інтернету, у результаті чого загальна кількість людей, підключених до мережі, склала 3,5 млрд. Здебільшого це користувачі мобільного інтернету, які підключаються через смартфони, які поступово стають більш доступними [57].

Хоча перша двадцятка країн за рівнем розповсюдження смартфонів виглядає досить звично (Сполучене Королівство Великої Британії та Північної Ірландії, Нідерланди, Швеція, Німеччина, США, Бельгія, Франція, Іспанія, Канада, Австралія, Південна Корея, Казахстан, Польща, Російська Федерація, Тайвань, провінція Китаю, Італія, Малайзія, Японія, Китай, Румунія), уваги заслуговує продовження рейтингу (табл. 1.3).

²⁰ <https://web.archive.org/web/20191103172607/https://bitinfocharts.com/comparison/bitcoin-transactionfees.html>

Список країн за рівнем розповсюдження смартфонів станом на 2018 рік

Місце	Країна	Населення	Розповсюдження смартфонів	Кількість користувачів смартфонів
21	Україна	44 009 000	48,3%	21 276 000
22	Аргентина	44 689 000	46,9%	20 979 000
23	Саудівська Аравія	33 554 000	46,0%	15 449 000
24	Мексика	130 759 000	45,6%	59 597 000
25	Філіппіни	106 512 000	44,9%	47 858 000
26	Чилі	18 197 000	44,2%	8 049 000
27	Таїланд	69 183 000	43,7%	30 217 000
28	Бразилія	210 868 000	41,3%	87 172 000
29	Венесуела	32 381 000	40,8%	13 224 000
30	Колумбія	49 465 000	39,8%	19 669 000
31	Марокко	36 192 000	37,9%	13 707 000
32	Туреччина	81 917 000	37,9%	31 060 000
33	В'єтнам	96 491 000	37,7%	36 378 000
34	Південна Африка	57 398 000	35,5%	20 371 000
35	Іран	82 012 000	35,1%	28 748 000
36	Перу	32 552 000	32,1%	10 462 000
37	Узбекистан	32 365 000	31,3%	10 142 000
38	Алжир	42 008 000	29,1%	12 204 000
39	Єгипет	99 376 000	28,0%	27 852 000
40	Індія	1 354 052 000	27,7%	374 893 000
41	Індонезія	266 795 000	27,4%	73 155 000
42	Гана	29 464 000	24,0%	7 060 000
43	М'янма	53 856 000	21,8%	11 722 000
44	Кенія	50 951 000	20,9%	10 668 000
45	Судан	41 512 000	19,7%	8 176 000
46	Бангладеш	166 368 000	16,1%	26 827 000
47	Уганда	44 271 000	15,6%	6 922 000
48	Пакистан	200 814 000	13,8%	27 730 000
49	Нігерія	195 875 000	13,0%	25 552 000
50	Ефіопія	107 535 000	11,2%	12 014 000

Джерело: [58]

Отже, країни Південно-Східної Азії та Африки наразі починають входити до топ-чартів за розповсюдженістю смартфонів, і найближчим десятиліттям ця тенденція скоріш за все збережеться. Навіть якщо рівень розповсюдження смартфонів невеликий, є спосіб залучити людей до сучасної фінансової системи

з використанням звичайних мобільних телефонів, не смартфонів, наприклад, через технологію USSD-запитів, коротких повідомлень або через кол-центр: такий мобільний банкінг набув популярності серед країн Африки (табл. 1.4):

Таблиця 1.4

Відсоток респондентів, які повідомили, що користувалися послугою мобільних грошей за останні 12 місяців

Рейтинг	Країна	Розповсюдженість (%), 2017 р.	Розповсюдженість (%), 2014 р.
1	Кенія	72,93169	58,39263
2	Уганда	50,58124	35,10038
3	Зімбабве	48,58163	21,59552
4	Габон	43,57799	6,648425
5	Намібія	43,42947	10,35909
6	Гана	38,94778	13,00655
7	Об'єднана Республіка Танзанія	38,53803	32,3587
8	Кот-Д'Івуар	34,05317	24,26138
9	Буркіна-Фасо	33,0228	3,08097
10	Сенегал	31,79809	6,188361
11	Руанда	31,11464	18,09768
12	Парагвай	28,88177	..
13	Замбія	27,84239	12,11431
14	Лесото	27,64184	..
15	Іран	26,29661	4,495691
16	Малі	24,39765	11,64245
17	Ботсвана	24,37831	20,75152
18	Монголія	21,89715	4,997987
19	Мозамбік	21,86682	..
20	Того	21,45738	1,410039

Джерела: Databank, The World Bank²¹

Інший цікавий аспект криптоекономіки, пов'язаний з відкритістю до участі блокчейнів та відсутністю можливостей модерувати чи обмежувати транзакції – це глобалізація, уніфікація, дезінтермедіація ринку фінансових послуг у тому сенсі, що люди можуть, наприклад, давати кредити безпосередньо один одному під контролем протоколу мережі, а в комбінації із системами ідентифікації особи на блокчейні можливе ведення кредитної історії для алгоритмічного управління ризиками.

Це потенційно призводить до згладжування відсотка, під який можна залучити гроші, адже у розвинених країнах цей відсоток зазвичай не перевищує 6%, тоді як у країнах, що розвиваються, доступ до грошей деколи

²¹ <https://databank.worldbank.org/reports.aspx?source=1228>

вкрай важкий, тож реальний відсоток сягає подекуди 30% і навіть більше (табл. 1.5). У разі, якщо вдається досягти довіри між контрагентами (наприклад, за рахунок застави криптовалюти чи за рахунок кредитної історії), капітал з розвинених країн може вільно переміщуватися у країни, що розвиваються, допоки відсоток не вирівняється.

Таблиця 1.5

Премія за ризик за позиками

Рейтинг	Країна	Премія за ризик*, %
1	Мадагаскар	51,255244
2	Бразилія	37,859217
3	Таджикистан	28,626249
4	Малаві	19,575583
5	Гамбія	18,278333
6	Киргизстан	14,775485
7	Мавританія	12,330798
8	Гаяна	11,450333
9	Уганда	10,680442
10	Руанда	10,256661
...	...	...
47	Ізраїль	3,3746169
48	Італія	3,3366667
49	США	3,1966667
50	Таїланд	3,0840828
51	Південна Африка	3,045
52	Румунія	3,0345623
53	Нова Зеландія	2,9966667
54	Есватіні	2,6666667
55	Мозамбік	2,5869216
56	Багамські Острови	2,4220333
57	Ісландія	2,2766667
58	Азербайджан	2,2158333
59	Пакистан	2,2100333
60	Канада	2,1833333
61	Намібія	2,1032435
62	Шри-Ланка	1,4591667
63	Угорщина	1,4539771
64	Японія	1,2016667

* Премія за ризик за позикою – це процентна ставка, що стягується банками за позиками клієнтів приватного сектора за вирахуванням «безризикової» процентної ставки, за якою короткострокові державні цінні папери випускаються або торгуються на ринку

Джерела: Databank, The World Bank²²

²² https://data.worldbank.org/indicator/FR.INR.RISK?end=2018&most_recent_value_desc=true&start=1960&type=shaded&view=chart

Уданому підрозділі було розглянуто основні елементи криптоекономіки важливі для розуміння особливостей її функціонування та вибору ефектів, що моделюватимуться у даній роботі. За результатами аналізу структури криптоекономіки та гравців пов'язаних фінансових ринків, можна виділити дві основні групи агентів на даному етапі розвитку: майнери та трейдери.

1.3. Методологічні основи моделювання поведінки агентів ринку криптовалют

Як показав попередній аналіз, ідеї інформаційної економіки продовжуються у блокчейні – інформація дійсно є фактором виробництва разом з капіталом, землею та працею, і право власності на неї може бути засвідчено у розподіленому реєстрі; інформація дійсно є продуктом, що купується і продається, тепер ще й в обмін на іншу інформацію – криптовалюту. Подальша цифрова трансформація може бути пов'язана з технологією блокчейн та принести нам інтернет цінностей: розподілену мережу, яка слугує не лише грошима, а й всім, що являє цінність для людства – від свідоцтв про народження та смерть до прав на нерухомість і навіть голосування. Тому актуальним є питання про те, яку цінність має інформація в залежності від інших видів інформації (моделювання часового ряду ціни біткоіна), як вона впливає на прийняття рішень економічних агентів (дослідження поведінки трейдерів). Серед іншого, досліджуватиметься вплив замкнутої системи «інформація - інформація» на те, що ще 50 років тому можна було назвати «дійсно реальним» світом: як інфраструктура підтримки функціонування криптовалют впливає на ресурси, що ми маємо в обмеженій кількості, і на екосистему, в якій ми живемо (витрати електроенергії на майнінг та відповідний вплив на атмосферу Землі). Як показав аналіз структури криптоекономіки, серед гравців ринку криптовалют можна виділити дві основні групи агентів: майнери та трейдери.

Прийняття майнерами економічних рішень щодо вибору обладнання для майнінгу впливає на такі глобальні характеристики мережі, як середня швидкість і вартість транзакцій, хешрейт (розрахункова потужність) та пов'язані з цим витрати електроенергії та відповідний вуглецевий слід. Трейдер, здійснюючи операцію, так чи інакше спирається на суб'єктивні дані з соцмереж та новин, тож аналіз інформаційного фону навколо криптовалюти є важливою складовою у підготовці до моделювання часового ряду ціни. Трейдерам притаманні певні патерни поведінки стосовно оцінки своїх колег, що є важливим аспектом при аналізі ціноутворення, адже ціна формується в результаті суперечки покупців та продавців. Отже, у даній роботі будуть моделюватися такі ефекти:

- витрати електроенергії на майнінг біткоіна та відповідний вуглецевий слід;
- динаміка ціни біткоіна;
- поведінкові патерни експертів галузі і трейдерів криптовалют.

Останнім часом проведено чимало досліджень з моделювання процесів криптоекономіки. Різні дослідження статистичних та економічних властивостей та характеристик ціни біткоіна розглядають його як фінансовий актив; ці дослідження зосереджуються на статистичних властивостях [59]; [60], неефективності біткоіна згідно з гіпотезою ефективного ринку [61], спекулятивних бульбашках біткоіна [62], моделях виявлення схем *pump-and-dump* [46], взаємозв'язку між ціною біткоіна та пошуковою інформацією (наприклад, Google Trends) [63], вейвлет-аналізі ряду ціни біткоіна [64], можливості використання криптовалют у якості хеджуючого активу через низьку кореляцію з традиційними фінансовими інструментами [65], застосуванні авторегресивних умовно гетероскедастичних моделей (GARCH) [66]; [67], байєсівських нейронних мереж з інформацією з блокчейну [68]. Тоді як основні моделі ціни біткоіна базуються на фактуальній інформації (попередні значення ціни в авторегресивних моделях, інформація з блокчейну чи Google Trends), не так багато досліджень розглядають поведінкові моделі

економічних агентів, що приймають рішення про купівлю чи продаж криптовалюти, про доцільність майнінгу за заданих умов (ціна електроенергії, ціна криптовалюти, складність майнінгу, вартість обладнання), про доцільність інвестування в ICO, які приймають рішення, базуючись на новинному контенті та своїх суб'єктивних судженнях про ринок, включаючи сентименти, що вони отримують із соціальних мереж.

Однак, інструментарію неокласичної економіки не вистачає для опису феноменів криптоекономіки – його пропонує поведінкова економіка. Поведінкова економіка вивчає вплив психологічних, когнітивних, емоційних, культурних та соціальних факторів на економічні рішення людей та інститутів і те, як ці рішення відрізняються від тих, які передбачає класична теорія. Основні питання, що розглядає поведінкова економіка, охоплюють: евристику – люди приймають більшість рішень, виходячи з емпіричних правил, а не керуючись логікою; обмеження рамками – набір стереотипів, що обмежують людей; неефективності ринку. Проблематика поведінкових фінансів полягає в тому, що учасники ринку роблять ірраціональні систематичні помилки, які призводять до неефективностей ринків та можливостей арбітражу. Поведінкові фінанси особливо стосуються таких неефективностей, як недостатня або **надмірна реакція на інформацію**, що може формувати ринкові тренди і, в крайньому випадку, спекулятивні бульбашки та обвали цін. Інше ключове для фінансів когнітивне упередження – **уникнення втрат** (англ. loss aversion) – тенденція людей віддавати перевагу уникненню збитків перед отриманням еквівалентних прибутків: краще не втратити 10 доларів, ніж знайти 10 доларів (рис. 1.20). Експериментальна економіка використовує експериментальний метод, наприклад, створення штучного ринку за допомогою імітаційного програмного забезпечення для вивчення процесу прийняття рішень та поведінки людей на фінансових ринках у лабораторії.

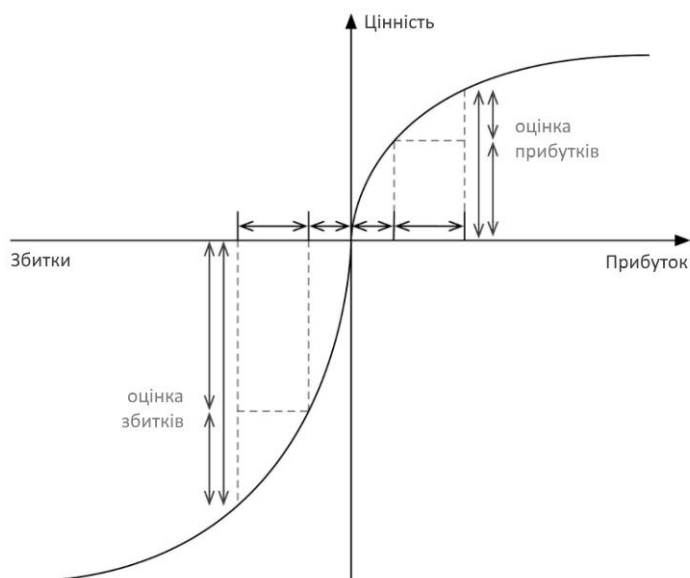


Рис. 1.20 Ілюстрація ефекту уникнення втрат Джерело: [69]

Поведінка будь-яких економічних агентів піддається упередженням та сталим патернам нерациональності, в тому числі поведінка майнерів і трейдерів криптовалют, які, здійснюючи операцію, так чи інакше спираються на новини та загальний інформаційний фон навколо активу, а не тільки на об'єктивні дані, як-то прибутковість, виплачені дивіденди чи фінансовий звіт за останній рік. Тому, перш ніж прогнозувати ринок, дослідник повинен погодитись або не погодитись з припущенням щодо раціональності гравців. Для досліджень в умовах обмеженої раціональності використовувалась гра на відгадування.

З розвитком інформаційної економіки поряд з традиційними виникло багато нових джерел інформації для аналізу економічних процесів, таких, як фінансові ринки, поведінка економічних агентів, інфраструктурні аспекти чи сентименти:

- безпосередньо блокчейн (кількість та сума транзакцій, швидкість транзакцій, розмір комісій, граф зв'язків транзакцій, хешрейт мережі майнерів);
- дані бірж (ордербуки, обсяг торгів та ціни);
- індекси цін;
- фактуальні дані спеціалізованих новинних ресурсів;
- дані з соціальних мереж та месенджерів (Twitter, Facebook, LinkedIn, Reddit, Telegram, WhatsApp тощо);

- дані міжнародних організацій та галузевих інформаційних ресурсів.

Деякі сервіси надають аналітичну обробку первинної інформації, що також може бути використано при моделюванні. Так, можуть бути корисними агрегатори інформації про ICO проєкти²³, агрегатори інформації про майнінгове обладнання²⁴, індекс сентименту²⁵ до біткоіна по шкалі «жадібність-страх», сервіси по відстеженню популярності пошукових запитів²⁶, сайти майнінгових пулів²⁷.

Аналіз такої великої кількості подекуди неструктурованих та неформалізованих даних потребує залучення методів інтелектуального аналізу даних та машинного навчання. Проблема пошуку патернів у даних має довгу історію: так, великі астрономічні спостереження Тихо Браге в XVI столітті дозволили Йоганну Кеплеру виявити емпіричні закони руху планет, що, в свою чергу, послужило плацдармом для розвитку класичної механіки [70]. Так само відкриття закономірностей в атомних спектрах відіграло ключову роль у розвитку та верифікації квантової фізики на початку XX століття. Наукова та інженерна дисципліна, яка використовує алгоритми та статистичні моделі для надання комп'ютерам здатності «навчатися», не будучи явно запрограмованими, називається машинне навчання (англ. machine learning). Можна виділити наступні методи машинного навчання:

- Навчання з учителем (англ. supervised learning):
 - класифікація;
 - регресія;
 - ранжування;
 - прогнозування.
- Навчання без учителя (англ. unsupervised learning):

²³ <https://icobench.com>, <https://icoholder.com/>

²⁴ <https://whattomine.com/>, <https://www.asicminervalue.com/>

²⁵ <https://alternative.me/crypto/fear-and-greed-index/>

²⁶ <https://trends.google.com/>, top.baidu.com

²⁷ BTC.com, Slushpool, Antpool, Poolin, F2pool, ViaBTC

- кластеризація (відмінність від класифікації в тому, що при кластеризації відсутні задані класи, а спостереження групуються відповідно до схожості один з одним);
- пошук асоціативних правил;
- фільтрація викидів;
- заповнення пропущених спостережень;
- скорочення розмірності даних.

- Навчання з підкріпленням (англ. reinforcement learning) у полі об'єктів пари «ситуація, прийняте рішення» відповідями є значення функціоналу якості, що характеризує правильність прийнятих рішень (реакція середовища).

Набір інструментів та концепцій машинного навчання включає наступне:

- Статистична класифікація: наївний баєсів класифікатор;
- Класифікація на основі подібності: метод k-найближчих сусідів, метод потенціальних функцій, радіальних базисних функцій;
- Класифікація на основі роздільності: логістична регресія, одношаровий перцептрон, метод опорних векторів.
- Нейронні мережі:
 - розпізнавання образів і класифікація (перцептрон, згорткові мережі, мережі радіальних базисних функцій – РБФ);
 - прийняття рішень (перцептрон, багатошарові нейронні мережі, мережі РБФ);
 - кластеризація (перцептрон, нейронні мережі Кохонена, самоорганізаційні карти Кохонена);
 - прогнозування (перцептрон, мережі РБФ);
 - апроксимація (перцептрон, мережі РБФ);
- Індукція правил (дерево рішень, випадковий ліс, асоціативні правила);
- Регресія (лінійна, поліноміальна, логістична);

- Зменшення розмірності (метод головних компонент);
- Обробка природної мови.

У дослідженні застосовано нейронні мережі для прогнозування часових рядів, регресійний аналіз, казуальність по Грейнджеру для вибору параметрів моделі, ієрархічна агломеративна кластеризація для аналізу поведінки трейдерів, статистичні розподіли та показники, зокрема, коефіцієнт Шарпа для оцінки успіху трейдерів та середньоквадратичне відхилення, середнє значення для характеристики вибірки, такі методи природної обробки мови як семантичний аналіз, латентний семантичний аналіз.

Зазначені вище методи інколи також узагальнено називають технологіями інтелектуального аналізу даних або дата майнінгом (англ. data mining). Дата майнінг забезпечує вирішення таких основних завдань: прогнозування, класифікація та кластеризація, побудова асоціативних правил. Прогнозування – це встановлення функціональної залежності між вхідними і безперервними вихідними змінними; у даній роботі для вирішення задачі прогнозування використано нейронні мережі. Класифікація – це встановлення функціональної залежності між вхідними і дискретними вихідними змінними. За допомогою класифікації вирішується завдання віднесення об'єктів до одного з заздалегідь відомих класів. Наприклад, віднесення нового товару до тієї чи іншої товарної групи, віднесення клієнта до будь-якої категорії. Кластеризація – це групування об'єктів на основі їх властивостей. На відміну від класифікації, під час кластеризації заздалегідь невідомо, скільки буде груп, головне, щоб об'єкти усередині кластера були схожими і відрізнялися від об'єктів, які увійшли в інші кластери. Чим більше подібностей між об'єктами усередині кластера і чим більше відмінностей між кластерами, тим точніше кластеризація. У роботі використана агломеративна кластеризація для виявлення типів поведінки трейдерів криптовалют на основі показників прибутковості їх біржової торгівлі і рівня рефлексії.

Програмне забезпечення, що використовується для реалізації методів машинного навчання та дата майнінгу, представлено такими продуктами та

мовами програмування: R, Python, SPSS, Statsoft Statistica, SAS Enterprise Miner, Oracle DM, MATLAB, Viscosity, Orange, WEKA, Deductor. У дослідженні застосовано Python та R через відкритість та гнучкість – вони є самостійними мовами програмування.

Статистика та машинне навчання тісно пов'язані і разом формують науку про дані (англ. data science). У аналізі даних використовуються два основні статистичні методи: описова статистика, що узагальнює дані з вибірки за допомогою таких індексів, як середнє значення або стандартне відхилення, та статистичне висновування, яке робить висновки з даних, схильних до випадкових коливань (наприклад, помилки спостережень, варіація вибірки). Описова статистика найчастіше стосується двох наборів властивостей розподілу (вибірки або сукупності): міра центральної тенденції характеризує центральне або типове значення розподілу, тоді як дисперсія (або мінливість) характеризує міру відхилення значень розподілу від його центру та одне від одного. Стандартна статистична процедура включає перевірку взаємозв'язку між двома наборами даних. У дослідженні використані базові статистичні підходи для опису і порівняння вибірок, кореляційний аналіз для вибору параметрів моделі, зведення і групування матеріалів статистичного спостереження для аналізу результатів експерименту гра на відгадування.

Висновки до розділу 1

На підставі аналізу концепцій інформаційної економіки та робіт з криптографічних методів запропоновано використовувати термін «криптоекономіка» для позначення нової галузі, що виникає навколо криптовалют та включає в себе біржові та брокерські послуги, забезпечення платежів, депозитарій (зберігання криптовалют як послуга), сервіси із забезпечення консенсусу мережі (виробництво та експлуатація майнінгового обладнання), підтримку інфраструктури (розробка та обслуговування сирцевого коду криптовалют та пов'язаних з ними продуктів), альтернативне залучення коштів, банкінг та страхування.

Аналіз структури криптоекономіки показав, що серед гравців ринку криптовалют можна виділити дві основні групи агентів: майнери та трейдери, у дослідженні буде розглянуто вплив майнерів на підтримуючу інфраструктуру криптовалют та вплив трейдерів на ринкову кон'юнктуру.

Було визначено ряд проблем, що наразі недостатньо досліджені. Однією з таких проблем є витрати електроенергії на майнінг криптовалют. Так, прийняття майнерами економічних рішень щодо вибору обладнання для майнінгу впливає на такі глобальні характеристики мережі, як середня швидкість і вартість транзакцій, хешрейт та пов'язані з цим витрати електроенергії та відповідний вуглецевий слід. Іншою визначеною проблемою є те, що існуючі моделі ціни біткоіна базуються на фактуальній інформації і не так багато досліджень розглядають поведінкові моделі економічних агентів, що приймають рішення про купівлю чи продаж криптовалюти, про доцільність майнінгу за заданих умов, про доцільність інвестування в ICO. Агенти ринку криптовалют приймають рішення, в тому числі, базуючись на новинному контенті та своїх суб'єктивних судженнях про ринок, включаючи сентименти, які вони отримують із соціальних мереж.

Отже, було визначено, що у даному дослідженні будуть моделюватися наступні ефекти: витрати електроенергії на майнінг біткоіна та відповідний вуглецевий слід; динаміка ціни біткоіна; поведінкові патерни експертів галузі і трейдерів криптовалют. Задля моделювання зазначених ефектів використовуватимуться ряд інформаційних джерел, методів і концепцій, що наведено на рисунку 1.21.

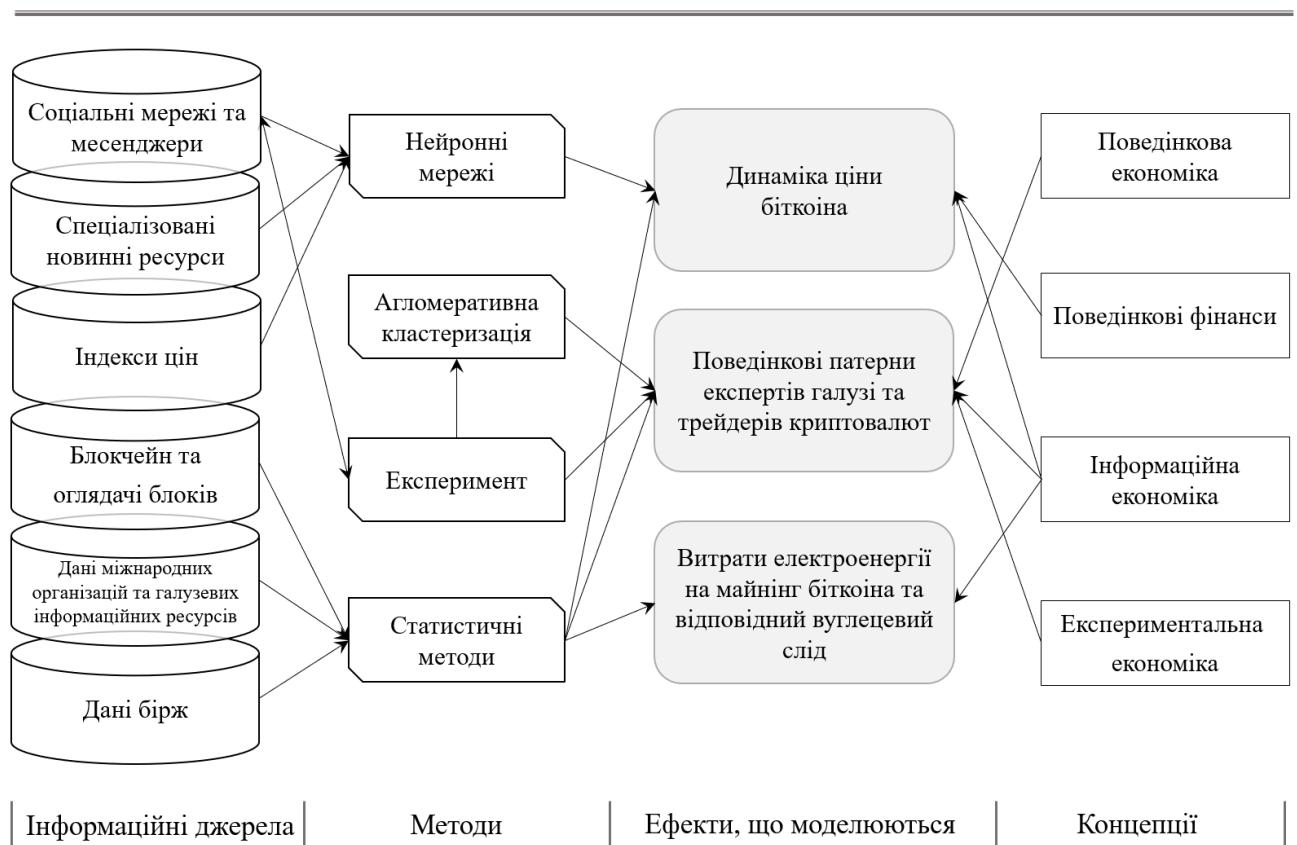


Рис. 1.21 Концептуальна схема дослідження

Теоретичну основу дослідження складатимуть інформаційна економіка, криптоекономіка, поведінкова економіка, поведінкові фінанси, експериментальна економіка. Для обробки великих обсягів інформації використовуються інструменти інтелектуальної обробки даних, машинного навчання, статистичний аналіз. Визначено наступні інформаційні джерела, що можуть бути використані для моделювання поведінки агентів ринку криптовалют: дані, що отримуються безпосередньо з блокчейну (кількість та сума транзакцій, швидкість транзакцій, розмір комісій, хешрейт), дані криптовалютних бірж (ордербуки, обсяг торгів та ціни), індекси цін, фактуальні дані спеціалізованих новинних ресурсів, дані з соціальних мереж та месенджерів.

Основні положення даного розділу викладені у публікаціях автора [50]; [55].

РОЗДІЛ 2

МОДЕЛЮВАННЯ ПОВЕДІНКИ МАЙНЕРІВ ТА ВПЛИВ КРИПТОЕКОНОМІКИ НА ДОВКІЛЛЯ

Інформаційно-фактологічну базу досліджень, викладених у цьому розділі, складають дані з блокчейну та оглядачі блоків (англ. block explorers), дані операторів майнінгових пулів, інформаційних порталів для майнерів, специфікації виробників майнінгового обладнання, ринкові звіти академічних центрів, міжнародних організацій та приватних фірм.

Безпосередньо з блокчейну можна отримати таку інформацію:

- статистику по транзакціях (кількість, розподілення у часі, обсяг транзакцій, розподіл обсягу по транзакціях);
- статистику по майнінгу (загальний хешрейт мережі майнерів, комісії, складність майнінгу);
- характеристики та стан мережі (поточний розмір блоку, швидкість генерації блоків, розмір масиву необроблених транзакцій, розмір усього блокчейну).

Робота безпосередньо з блокчейном вимагає дискового простору та обчислювальних потужностей. Так, розмір блокчейну біткоіна станом на серпень 2019 р. складає 236 Гб. Для спрощення роботи з блокчейном можна використовувати різні аналітичні ресурси, що проводять розрахунки у себе на серверах та видають агреговану інформацію, так звані оглядачі блоків. Найпопулярнішими є Blockchain.com, Blockcypher²⁸, Bitcoin.com explorer²⁹, BTC.com, Blockchair.com, Etherscan.io (для ефіріума). У дослідженні використовуються дані Blockchain.com та BTC.com.

²⁸ <https://live.blockcypher.com/btc>

²⁹ <https://explorer.bitcoin.com/btc>

2.1. Основні параметри індустрії майнінгу біткоіна

Інфраструктуру забезпечення криптоекономіки складає proof-of-work майнінг, адже станом на 2019 рік більшість операцій проводиться саме з криптовалютами, що використовують алгоритм PoW в якості алгоритму консенсусу. На рисунку 2.1 зображений географічний розподіл майнерів у 2018 році.

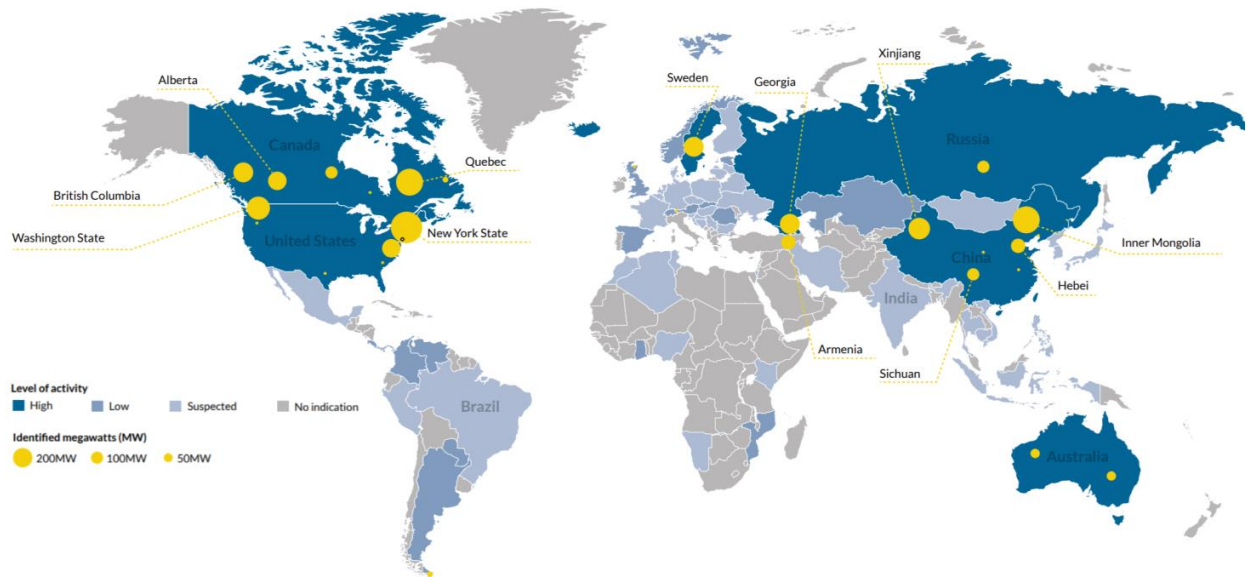


Рис. 2.1 Географічний розподіл майнінгових потужностей Джерело: [71]

З карти розподілу майнерів видно, що потужності розташовані, насамперед, у Китаї, Північній Америці (США та Канада) та Північно-Східній Європі (Російська Федерація та Грузія). Китай безумовно є найбільшою майнінговою локацією, але слід зазначити, що останнім часом з боку керівництва цієї країни було впроваджено ряд обмежувальних заходів щодо індустрії майнінгу. Насправді, урядові обмежувальні заходи, здається, не призвели до масового відтоку китайських майнерів за кордон. У той час, як деякі великі китайські майнери відкрили додаткові об'єкти за кордоном, невеликі гравці зазнали значних втрат через падіння цін на криптовалюту в 2018 році та вимушені були згорнути свою діяльність. Основна частина видобутку знаходиться в північних провінціях (наприклад, Внутрішня

Монголія, Сіньцзян, Хебей, Хейлунцзян) та Південно-Західному Китаї (наприклад, Сичуань, Юньнань, Гуйчжоу).

Конкретні штати США (наприклад, Вашингтон, Нью-Йорк), деякі канадські провінції (наприклад, Квебек, Британська Колумбія, Альберта) та деякі скандинавські країни (наприклад, Ісландія, Норвегія, Швеція) особливо вигравали конкуренцію по залученню майнерів у 2018 році. Основними факторами, що спричинили таку тенденцію, є: дешева електроенергія, що забезпечується в достатніх обсягах (часто від надлишкової потужності гідро- або геотермальних електростанцій); холодний клімат, що зменшує витрати на охолодження; розвиненість цих країн (високі показники індексу людського розвитку, хороша мережева інфраструктура та функціонуючі державні установи). Зростаючий рівень активності спостерігається також у деяких країнах Південної Америки (наприклад, Аргентина, Колумбія, Венесуела) та країнах Західної Європи (наприклад, Франція, Сполучене Королівство Великої Британії та Північної Ірландії, Швейцарія³⁰).

Щодо тенденцій 2019 року, популярність серед майнерів набирають вже Казахстан та російський Сибір, що підкреслює надважливість фактору ціни на електроенергію у порівнянні з іншими факторами. Так, згідно з інформацією, представленою на World Digital Mining Summit, що організовується найбільшим виробником майнінгового обладнання Bitmain, великими майнінговими центрами є компанії з п'яти країн: Ісландія, Російська Федерація, США, Канада, Казахстан. Хоча цей список не можна сприймати як вичерпний, адже в ньому, як мінімум, немає китайських локацій (вочевидь через те, що вони не бажають публічного розголосу через складнощі в регулюванні діяльності з боку держави), деяке розуміння сучасних тенденцій серед майнерів він дає (табл. 2.1).

³⁰ https://www.jbs.cam.ac.uk/fileadmin/user_upload/research/centres/alternative-finance/downloads/2019-09-ccaf-2nd-global-cryptoasset-benchmarking.pdf

Топ майнінгових фірм згідно з інформацією World Digital Mining Summit (Китай не представлено)

Назва	Локація	Потужність, МВт	Кількість активних майнінгових машин
BitCluster	Російська Федерація:	170	11800
	1) Іванівська область		
	2) Ангартськ		
	3) Братськ		
Compute North	США:	114	-
	1) Грет Спрінг, Техас		
	2) Південна Дакота		
	3) Кірні, Небраска		
Coinsoon	Казахстан	95	-
DMG	Британська Колумбія, Канада	85	10000
Advania	Кеплавік, Ісландія	75	40000
Cryptoreactor	Братськ, Іркутська область, Російська Федерація	48	10000
Etix	Бльондьюос, Ісландія	40	25000
RRrmine US	Орегон, США	40	5000
GPU.One	Східна Канада	35	-
Bitriver	Братськ, Іркутська область, Російська Федерація	30	6250
Enegix	Екібастуз, Павлодарська область, Казахстан	30	-
VC Mining	Атланта, штат Джорджія, США	25	6000
Block One	Канада	24,2	7300
Bitfarms	Квебек, Канада:	22	9000
	1) Шербрук		
	2) Фарнхем		
MineBest	Північний схід Казахстану	20	-
CryptoUniverse	Кириші, Ленінградська область, Російська Федерація	20	12000
Hyperblock	Монтана, США	20	13000
CryptoStar Corp	1) США	15,5	-
	2) Канада		
	3) Ісландія		
Ural Mining	Челябінська область, Російська Федерація	10	1868
Canada Comput. Unlimit.	Квебек, Канада	7,5	-
Cyberian Mine	Сибір, Російська Федерація	6	6000
TeslaWatt	Гарднервіль, Невада, США	4	3000

Джерело: World Digital Mining Summit³¹

Питання визначення географії майнінгу буде більш детально розглянуто далі, адже індустрія дуже динамічно змінюється, а об'єктивні параметри мережі не дозволяють з'ясувати, з яких IP-адрес було знайдено останні блоки. Хоча майнінг за алгоритмом Ethash, що використовуються для майнінгу ефіріуму³², є доволі популярним, особливо серед маленьких майнерів, далі буде розглянуто енерговитрати на майнінг біткоінів за алгоритмом SHA-256, адже саме цей вид майнінгу найбільше впливає на енергосистему та екологію [72].

³¹ <http://web.archive.org/web/20191116171209/https://miningconf.org/index.php?app=index&mod=Index&act=votes>

³² <https://web.archive.org/save/https://digiconomist.net/ethereum-energy-consumption>

Загальна потужність мережі майнерів біткоіна у серпні 2019 року сягала 80 ексахеш (тобто $80 \cdot 10^{18}$ операцій в секунду). Разом із збільшенням обчислювальних потужностей зростає і відносна складність – таким чином забезпечується конкуренція майнерів за винагороду за блок, як це і передбачено протоколом біткоіна (рис. 2.2).

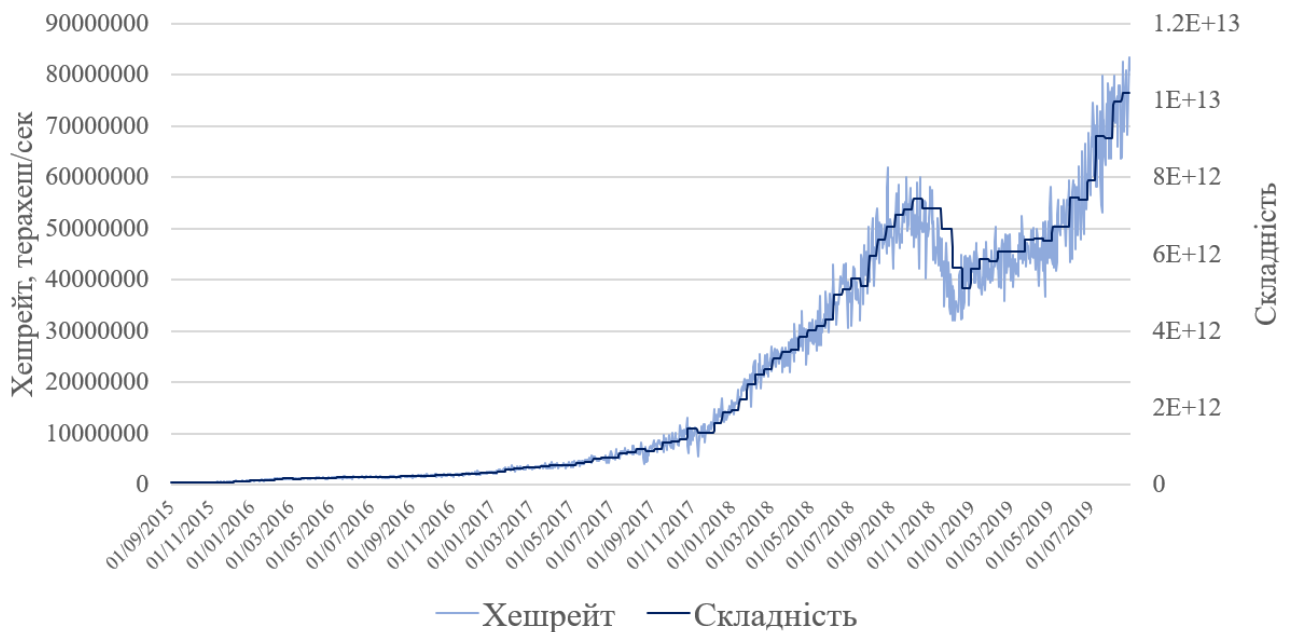


Рис. 2.2 Хешрейт мережі майнерів біткоіна та відповідна складність у період вересень 2015 р. – серпень 2019 р. Джерело: *blockchain.com*

Отримання винагороди за знайдений блок – процес імовірнісний: чим більша частка майнера в загальній потужності мережі, тим вище вірогідність, що він отримає винагороду за наступний знайдений блок, які генеруються приблизно раз на 10 хвилин. Нагорода за блок зменшується в 2 рази (англ. halving) кожні 52500 блоків, що еквівалентно приблизно 4 рокам. З початку існування біткоіна (січень 2009 р.) розмір нагороди становив 50 біткоінів, у листопаді 2012 став дорівнювати 25 біткоінам, у липні 2016 – 12,5 біткоінів. Таким чином, винагорода буде зменшуватися, допоки біткоінів в обігу не стане 21 мільйон, після цього емісія припиниться. Але мотивацію майнерів складає не лише винагорода за знайдений блок, а й комісія від транзакцій, яка наразі складає меншу частину їх заробітку, але з часом відіграватиме все більшу роль (рис. 2.3).



Рис. 2.3 Винагорода майнерів: з урахуванням комісій і без у період вересень 2015 р.– серпень 2019 р. Джерело: *blockchain.com*

У перші роки майнінг відбувався на центральних процесорах звичайних комп'ютерів (CPU), потім в гру вступили відеокарти (GPU), за ними першість перейшла до програмованих вентильних матриць (FPGA), і наразі майнінг здійснюється переважно пристроями на інтегральних схемах для специфічного застосування (ASIC). Ці різні типи обладнання мали різні характеристики у кожен з періодів їх використання (див. табл. 2.2).

Таблиця 2.2

Типи обладнання для майнінгу біткоіна та їх характеристики

Тип обладнання	Дата початку використання	Типовий хешрейт, гігахеш на секунду (Гх/с)	Ефективність, джоуль на гігахеш (Дж/Гх)
CPU	2009	0,0001 – 0,1	100 000 – 10 000
GPU	Кінець 2010	0,001 – 1	10 000 – 1000
FPGA	Середина 2011	0,1 – 10	100
ASIC	Початок 2013	10 – 10000	10 – 0,1

Джерело: [73]

З кінця 2014 року переважно використовуються пристрої, спеціально розроблені для відгадування хешів за алгоритмом SHA-256 – ASIC (від англ. application-specific integrated circuit, табл. 2.3):

Таблиця 2.3

Перелік популярного майнінгового обладнання у порядку появи на ринку

Назва	Дата випуску	Хешрейт, терахеш/сек	Ефективність, Дж/гігахеш
Bitmain Antminer S3	07.2014	0,478	0,77
Bitmain Antminer S5	12.2014	1,155	0,51
Bitmain Antminer S7	09.2015	4,73	0,27
Bitmain Antminer S9	06.2016	11,5	0,10
Bitmain Antminer R4	02.2017	8,7	0,10
Canaan AvalonMiner 741	04.2017	7,3	0,16
Bitmain Antminer T9	08.2017	12,5	0,13
Bitfury B8	12.2017	49	0,13
Ebang Ebit E9+	01.2018	9	0,14
Bitmain Antminer T9+	01.2018	10,5	0,14
MicroBT Whatsminer M3	01.2018	12	0,17
Ebang Ebit E10	02.2018	18	0,09
Canaan AvalonMiner 821	02.2018	11,5	0,10
MicroBT Whatsminer M3X	03.2018	12,5	0,16
Halong Mining DragonMint T1	04.2018	16	0,09
Canaan AvalonMiner 841	04.2018	13,6	0,09
Innosilicon T2 Terminator	05.2018	17,2	0,09
Bitmain Antminer S9i	05.2018	14	0,09
Ebang Ebit E9i	07.2018	13,5	0,11
Innosilicon T2 Turbo	08.2018	24	0,08
Bitmain Antminer S9j	08.2018	14,5	0,09
MicroBT Whatsminer M10	09.2018	33	0,07
Innosilicon T2 Turbo+ 32T	09.2018	32	0,07
Canaan AvalonMiner 921	09.2018	20	0,09
Ebang Ebit E11++	10.2018	44	0,05
ASICminer 8 Nano 44Th	10.2018	44	0,05
Bitfury Tardis	11.2018	80	0,08
Bitmain Antminer S11	11.2018	20,5	0,07
Innosilicon T3	01.2019	43	0,05
Bitmain Antminer S17 Pro	04.2019	53	0,04
Bitmain Antminer T17	05.2019	40	0,06
StrongU STU-U8	07.2019	46	0,05
MicroBT Whatsminer M20S	08.2019	70	0,05

Джерела: cbeci.org, asicminervalue.com

Ефективність майнінгового обладнання надано у джоулях на гігахеш (Дж/Гх). Враховуючи, що реальне електроспоживання та ефективність можуть

відрізнятися від зазначених у специфікаціях та залежать від багатьох факторів (умови використання, так званий «розгін» обладнання (англ. *overclocking*)), інформація про ефективність була переглянута та скоригована експертами галузі. Ефективність обладнання з 2014 по 2019 постійно покращувалася (рис. 2.4).

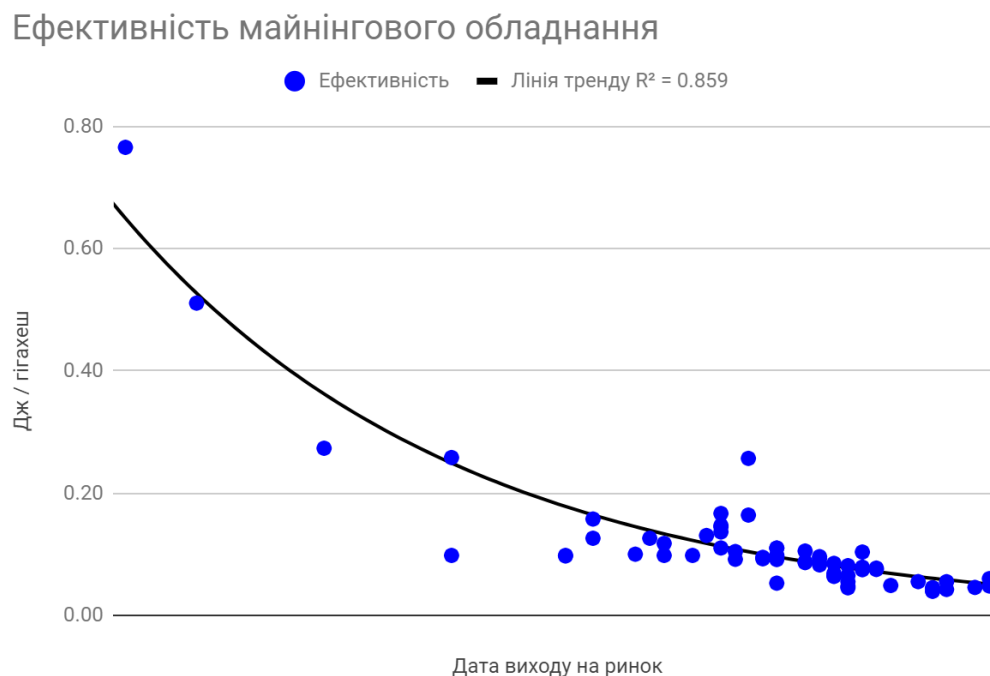


Рис. 2.4 Ефективність майнінгового обладнання в залежності від дати виходу на ринок в період жовтень 2014 р. – червень 2019 р. Джерело: *sha256.cbeci.org*

Неможливо точно визначити, скільки електроенергії використовується для майнінгу біткоіна, адже майнери можуть обирати між декількома моделями ASIC, які мають різну енергоефективність. Є мало доступних даних про точні ринкові частки майнінгового обладнання, крім цього, під час різких стрибків ціни майнінг стає вигідним на застарілому і неефективному обладнанні. Також важко визначити, яке саме обладнання використовують майнери в різних куточках світу, тому що рентабельність відрізняється в залежності від цін на електрику.

Більше того, для майнінгових центрів великого масштабу потрібна додаткова електроенергія для адміністрування приміщень та охолодження обладнання, особливо це актуально в спекотних регіонах, адже майнінгове

обладнання виділяє досить багато тепла (по суті, вся електрична енергія в результаті роботи обладнання перетворюється на теплову). Неможливо точно визначити, наскільки ефективно майнінгові центри використовують електроенергію, оскільки вони розташовані в різних регіонах та мають різні конфігурації та налаштування.

Вірогідність того, що майнер, який оперує цим пристроєм, за одну секунду знайде блок і отримає винагороду, складає:

$$11,5 \cdot 10^9 / (2^{32} \cdot Dif), \quad (2.1)$$

де Dif – складність майнінгу [відносні одиниці].

Задля згладжування імовірнісних ефектів, задля можливості отримувати прибуток в незалежності від масштабів операційних потужностей майнери об'єднуються у так звані пули (від англ. pool), щоб виступати як одне ціле для мережі. Винагороду за блок отримує саме пул, який потім розподіляє її між своїми учасниками пропорційно до наданих обчислювальних потужностей. За статистикою, з вересня 2018 року по серпень 2019 року 84% хешрейту було забезпечено топ-10 майнінговими пулами (рис. 2.5).

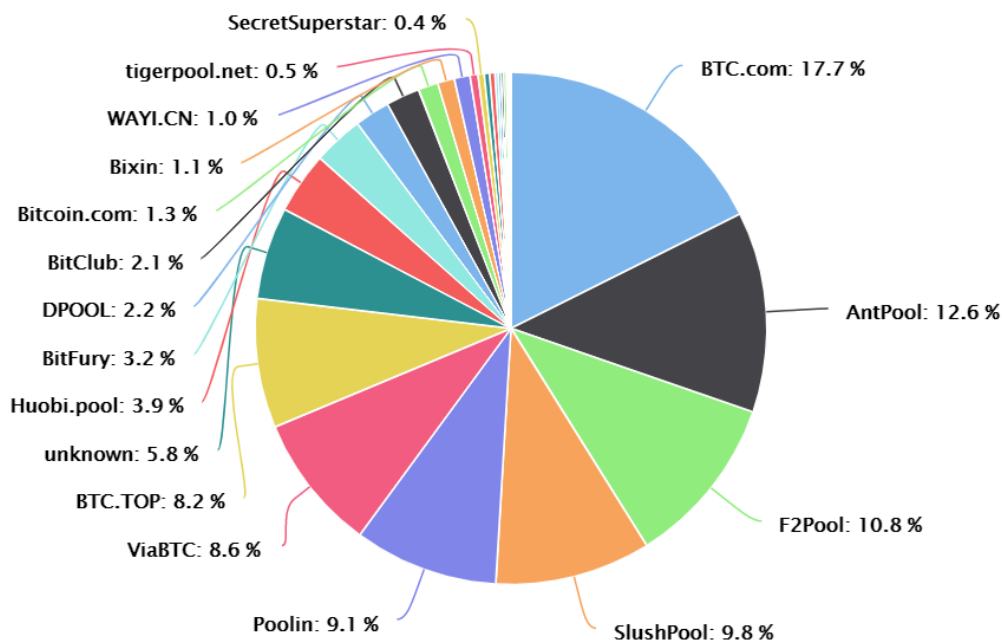


Рис. 2.5 Частка найбільших майнінгових пулів у період вересень 2018 р. – серпень 2019 р. Джерело: *btc.com*³³

³³ <https://btc.com/stats/pool>

У цьому підрозділі визначено основні параметри індустрії майнінгу біткоіна та основних гравців. Розглянуто динаміку хешрейту мережі, ефективності майнінгового обладнання, географічний розподіл майнерів. Визначено проблему оцінки енергоспоживання майнінгу біткоіну, що буде розглянуто у наступному підрозділі.

2.2. Моделювання витрат електроенергії мережею майнерів біткоіна

За алгоритмом proof-of-work, для того, щоб віддати свій голос під час визначення консенсусу мережі, необхідно виконати певну роботу, яка потребує фінансових та часових витрат. Така система значно збільшує вартість атаки на мережу та маніпуляцій алгоритмом консенсусу. Фінансові витрати формуються в першу чергу вартістю електроенергії, яка витрачається під час майнінгу, адже майнінгове обладнання споживає досить багато електрики. Тому майнери надають перевагу регіонам з надлишком електроенергії за мінімально можливою ціною.

Кожна нова модель ASIC стає енергоефективнішою за попередню, але загальна встановлена розрахункова потужність обладнання, в свою чергу, збільшується через збільшення складності майнінгу. Споживання електроенергії тісно пов'язане із сумарними доходами від видобутку (винагорода за блок та комісії за транзакції), які є функцією ціни біткоіна.

Було багато спроб проаналізувати споживання електроенергії мережею біткоін (табл. 2.4). Перелік доступних досліджень та статей представлений у таблиці нижче за винятком «Індексу споживання енергії біткоіном» (англ. Bitcoin Energy Consumption Index, BECI³⁴) Алекса Де Вріса, бо він існує в реальному часі.

³⁴ <https://digiconomist.net/bitcoin-energy-consumption>

Огляд досліджень щодо оцінки споживаної електроенергії та / або викидів вуглецю мережею майнерів біткоіна

Автор(и)	Дата публікації	Заголовок	Підхід
Stoll, C., Klaaßen, L., and Gellersdorfer, U. [74]	Червень 2019	The Carbon Footprint of Bitcoin	Bottom-up
Zade, M., Myklebost, J., Tzscheuschler, P., and Wagner, U. [75]	Березень 2019	Is Bitcoin the Only Problem? A Scenario Model for the Power Demand of Blockchains.	Bottom-up
Krause, M. J., and Tolaymat, T. [76]	Листопад 2018	Quantification of energy and carbon costs for mining cryptocurrencies	Bottom-up
Mora, C., Rollins, R.L., Taladay, K., Kantar, M.B., Chock, M.K., Shimada, M., and Franklin, E.C.	Жовтень 2018	Bitcoin emissions alone could push global warming above 2°C	Top-down
McCook, H. [77]	Серпень 2018	The cost & sustainability of Bitcoin	Bottom-up
De Vries, A. [78]	Травень 2018	Bitcoin's Growing Energy Problem	Top-down
Vranken, H. [73]	Жовтень 2017	Sustainability of bitcoin and blockchains	Bottom-up
Bevand, M. [79]	Лютий 2017	Electricity consumption of Bitcoin: a market-based and technical analysis	Bottom-up
Hayes, A. S. [80]	Березень 2015	A Cost Production Model for Bitcoin	Top-down
O'Dwyer, K.L., and Malone, D. [81]	Вересень 2014	Bitcoin Mining and its Energy Footprint	Bottom-up

Ці дослідження, як правило, дають результати, що суттєво розходяться. Це можна пояснити застосуванням різних методик, використаних авторами дослідження: деякі використовують економічний підхід «зверху вниз» (наприклад, модель ВЕСІ Алекса Де Вріса), тоді як інші базуються на техніко-економічному підході «знизу вгору» (саме такий підхід використовуватиметься в цій роботі). Деяких авторів критикують за те, що вони застосовували надто спрощені припущення та допустили тривіальні помилки, такі, як неналежне усереднення за часом або прості екстраполяції. Більш ретельний огляд попередніх досліджень можна знайти у Komey (2019 р.) [82].

Кожна модель є неповним відображенням реальності, що базується на специфічних припущеннях, які можуть бути суперечливими. Тож кожна модель має обмеження, які слід розглянути. Обмеження розробленої у дослідженні моделі наведено нижче:

- сильна залежність від оцінки вартості електроенергії: вартість електрики може сильно змінюватись у залежності від регіону; ціни, як правило, динамічні і залежать від пори року, часу доби, кількості споживаної електроенергії; модель є чутливою до змін вартості електроенергії, адже більша ціна означає, що більш старе та неефективне обладнання раніше стає збитковим;
- вибір обладнання; ми можемо не знати про нове та більш ефективне обладнання, яке ще не доступне на ринку; деякі стверджують, що виробники використовують власне обладнання у своїх потребах перед публічним випуском;
- ігнорування інших витрат: вартість охолодження, обслуговування, капітальні витрати;
- використання рівномірного розподілу обладнання при розрахунку середньої оцінки;
- специфікації обладнання, що використовуються в підрахунках, можуть не відповідати реальним енергоспоживанню та ефективності; виробники пристроїв часто рекламують ефективність своїх пристроїв, використовуючи оптимістичні сценарії використання, а інколи просто її завищують; крім цього, майнери можуть вирішити «розігнати» або сповільнити обладнання з якихось своїх причин, змінивши при цьому показники його ефективності;
- модель базується на тому, що майнери не працюють собі на збиток, але це не завжди так; наприклад, вони можуть працювати на збиток стратегічно, щоб запобігти маніпуляціям з мережею, або якщо вони хочуть легалізувати кошти, отримані злочинним шляхом, чи обійти обмеження на виведення капіталу з країни.

Найкращим варіантом є побудова моделей, заснованих на конкретних припущеннях, щоб забезпечити обґрунтовану оцінку. Враховуючи, що точне споживання електроенергії неможливо визначити, розроблена модель надає ряд можливих значень, що складається з **нижньої межі** (абсолютний мінімум) та **верхньої межі** (абсолютний максимум). В межах цього діапазону розраховується найкраща оцінка, щоб дати більш реалістичну цифру, яка наближається до реального річного споживання електроенергії мережею майнерів біткоіна.

Оцінка за нижньою межею є мінімально можливими витратами на електроенергію, виходячи з найбільш оптимістичного припущення, що всі майнери завжди використовують найенергоєфективніше обладнання, наявне на ринку. Верхня межа є максимально можливими витратами електроенергії, виходячи з найгіршого припущення, що всі майнери завжди використовують найменш енергоєфективне обладнання, наявне на ринку, але таке, що його експлуатація все ще вигідна з точки зору повернення витрат електроенергії. **Середня оцінка** базується на припущенні, що майнери використовують комбінацію з різного доступного на ринку але все ще прибуткового обладнання.

Для моделювання були використані параметри, які наведено в таблиці 2.5.

Таблиця 2.5

Параметри моделі

Параметр	Опис	Одиниці вимірювання	Джерело
1	2	3	4
Хешрейт мережі	Загальна кількість хешів, що перебираються мережею майнерів (з метою знайти потрібний хеш, що принесе винагороду)	Ексахеш на секунду (Ех/с)	Blockchain.info
Дохід майнерів	Загальна вартість усіх винагород за блок та комісій за транзакції.	Долари США	Blockchain.info

1	2	3	4
Ефективність майнінгового обладнання	Скільки електроенергії витрачається на кожен хеш, що перебирає майнінгове обладнання	Джоуль на гігахеш (Дж/Гх)	Специфікації більше 60 типів обладнання, взяті з різних джерел, включаючи asicminervalue.com
Вартість електроенергії	Середня вартість електроенергії, що сплачують майнери	Долари США за кіловат-годину (\$/кВт·год)	Оцінка
Ефективність майнінгових центрів	Ефективність використання електроенергії в майнінговому центрі – PUE (англ. power usage effectiveness)	Відносні одиниці	Оцінка

Було складено список з 60-ти різних моделей ASIC обладнання для майнінгу за алгоритмом SHA-256, які надійшли в продаж з жовтня 2014 року. Саме в цей час починається ера ASIC обладнання, конкуренція за блок починає зростати, а хешрейт та витрати електроенергії починають експоненційно підвищуватися. Список складено шляхом комбінування інформації з публічних ресурсів, що збирають інформацію про різні моделі майнінгового обладнання та їх специфікації, зокрема: ASIC Miner Value³⁵, CryptoCompare³⁶ та даних, зазначених у заявках на проведення IPO (первинне розміщення цінних паперів, від англ. Initial Public Offering) китайськими виробниками майнінгового обладнання, що було проаналізоване в статті «The Carbon Footprint of Bitcoin» [74].

Поріг беззбитковості

Ключова ідея, закладена у модель, полягає в тому, що майнери будуть використовувати своє обладнання, допоки воно повертає їм витрати на електроенергію. Для того, щоб з'ясувати проміжки часу, протягом яких кожен окремий тип обладнання все ще залишається прибутковим, було змодельовано економічний життєвий цикл кожної машини, беручи до уваги сукупні доходи

³⁵ <https://www.asicminervalue.com>

³⁶ <https://www.cryptocompare.com/mining/#/equipment>

майнерів, загальний хешрейт мережі, енергетичну ефективність досліджуваної машини та середню ціну на електроенергію, що сплачує майнер:

$$\vartheta \cdot P_{el} \leq SRev, \quad (2.2)$$

де ϑ – енергоефективність майнінгового обладнання [Дж/х],

P_{el} – вартість джоулю електроенергії [USD/Дж],

$SRev$ – відносний дохід майнера за хеш [USD/х].

Слід зазначити, що беззбитковість в цьому контексті включає лише витрати на електроенергію і не включає капітальні витрати на придбання машин та витрати на підтримку обладнання (охолодження, оплата праці тощо). Це зроблено тому, що майнери переважно мислять у розрізі грошового потоку (англ. cashflow), а капітальні витрати планують вже з прибутку (за результатами опитувань представників індустрії).

Поріг беззбитковості виражається таким чином:

$$\theta = SRev / P_{el} \quad (2.3)$$

Припущення 1. Середньосвітова вартість електроенергії не змінюється з часом і складає 0,05 USD/кВт·год.

Ціна електроенергії, що доступна для майнерів, сильно різниться в залежності від регіону, пори року та наявності спеціальних домовленостей з операторами електростанцій та розподільних мереж. Для моделювання було взято ціну в 5 центів за кіловат годину електроенергії як середньосвітову, це припущення базується на серії інтерв'ю з представниками галузі, а також збігається з припущенням, зробленим іншими дослідниками [74]; [79]; [77]; [78]; [83].

Зробивши допущення щодо ціни на електроенергію, ми можемо перейти до моделювання порогу беззбитковості у часі. На початку 2015 року обладнання з ефективністю гірше 2 Дж/Гх було ще прибутковим, але з тих часів поріг постійно знижувався через випуск нових, більш ефективних, машин для майнінгу, окрім періоду наприкінці 2017 року. Тоді на короткий час поріг беззбитковості значно виріс у зв'язку з різким стрибком ціни біткоіна, що

зробило майнінг вигідним навіть на старих, неефективних майнінгових машинах (рис. 2.6).

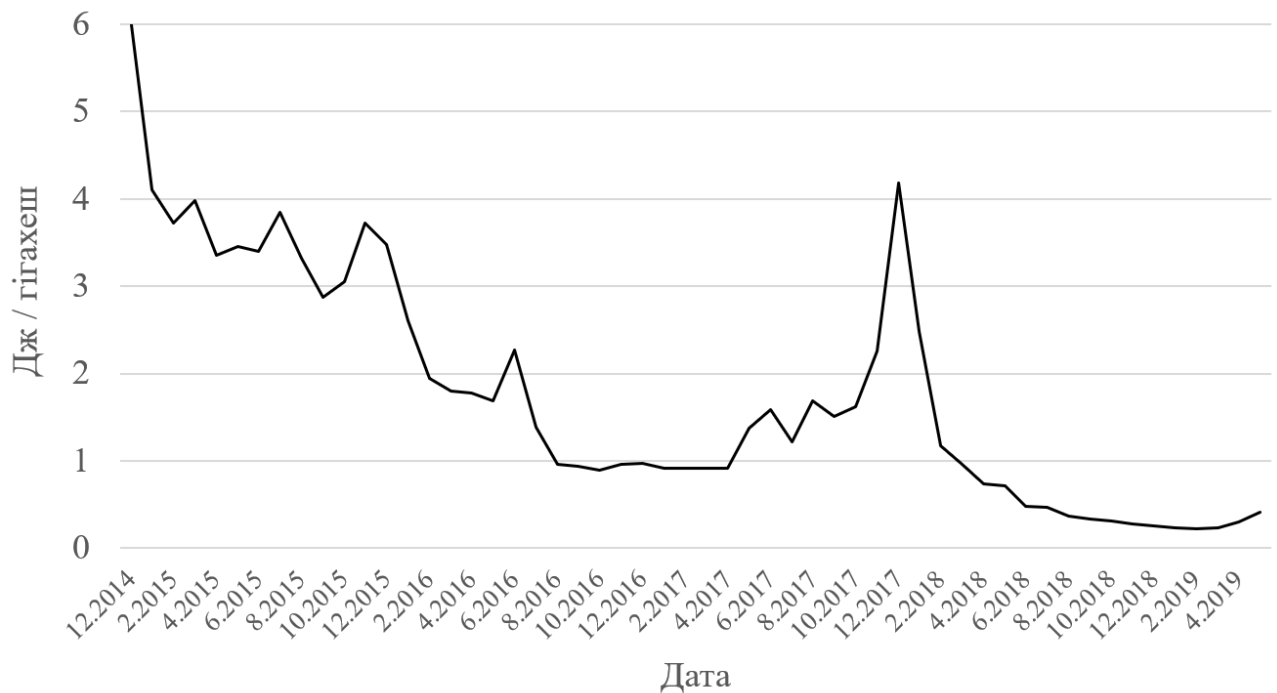


Рис. 2.6 Поріг беззбитковості, Дж/Гх при ціні електроенергії 0,05 USD/кВт·год

В кожний момент часу існує набір прибуткового обладнання $Eq_{prof}(P_{el})$, який залежить від ціни на електроенергію P_{el} :

$$Eq_{prof}(P_{el}) = (\vartheta_1, \vartheta_2, \dots), \quad (2.4)$$

де ϑ_i – енергоефективність майнінгової машини [Дж/х]

Можливі такі періоди, коли не існує прибуткового майнінгового обладнання, в такому разі використовуватимемо наступне припущення.

Припущення 2. У періоди, коли немає жодного майнінгового обладнання, модель використовує дані про останнє відоме значення споживання електроенергії.

Доцільно також припустити, що майнери, приймаючи рішення про запуск чи зупинку обладнання, реагують з якоюсь затримкою після настання факту прибутковості чи збитковості. Хоча деякі представники галузі повідомили про наявність спеціальних алгоритмів, що включають чи виключають обладнання, ці алгоритми також мають опиратися на середнє за якийсь період, адже хешрейт та ціна на біткоїн настільки волатильні, що ситуація може змінюватися

кілька разів на день; крім того, для деяких майнерів немає можливості моментально масштабувати свою діяльність через зобов'язання на покупку певної кількості електроенергії, масштабування в бік покупки нового обладнання вимагає часу на доставку, налаштування та запуск. Модель використовує 14-денне рухоме середнє для порогу беззбитковості для згладжування ефектів занадто частого перемикання внаслідок волатильності ціни та хешрейту.

Оцінка за нижньою межею

В найкращому випадку кожен майнер використовуватиме найенергоефективніше (і найновіше) обладнання, доступне на ринку, що максимізує його очікуваний прибуток. Оцінка за нижньою межею в такому випадку E_{lower} базується на припущенні, яке описано нижче.

Припущення 3а. Всі майнери використовують найенергоефективніше обладнання.

Припущення 3б. Майнінгові центри в середньому мають ефективність використання енергії (PUE) 1,01.

Ефективність використання енергії (англ. power usage effectiveness, PUE) є мірою ефективності центрів обробки даних, які зазвичай споживають дещо більше електроенергії, ніж необхідно для розрахунків, через те, що їм потрібно також забезпечувати охолодження, роботу допоміжного обладнання, тощо. Чим вище цей показник, тим менш ефективніше працює центр. Зазвичай центри обробки даних з PUE, меншою за 1,2, вважаються ефективними. Центри компанії Google, наприклад, мають середній показник 1,11³⁷, і це є одним з найкращих результатів серед центрів обробки даних.

У випадку майнінгу біткоіна вартість електроенергії складає найбільшу частку серед операційних витрат: оператори центрів мають зрозумілий стимул оптимізувати охолодження, деколи вони віддають перевагу регіонам з прохолодним кліматом задля цього. В найоптимістичнішому сценарії

³⁷ <https://web.archive.org/save/https://www.google.com/about/datacenters/efficiency/internal>

майнінгові центри мають близькі до нуля накладні витрати електроенергії, тому припущення щодо PUE у цьому сценарії – 1,01.

Оцінка споживаної електроенергії мережею майнерів біткоіна за нижньою межею математично виражається таким чином:

$$E_{lower}(P_{el}) = \min(Eq_{prof}(P_{el})) \cdot H \cdot PUE \cdot 3,16 \cdot 10^7, \quad (2.5)$$

де E_{lower} – оцінка за нижньою межею [Вт]

$\min(Eq_{prof}(P_{el}))$ – ефективність найенергоєфективнішого обладнання [Дж/х],

H – хешрейт [х/с],

PUE – ефективність використання енергії.

Тут і далі коефіцієнт $3,16 \cdot 10^7$ – кількість секунд у році для вираження споживання електроенергії в перерахунку на один рік для кращого сприйняття.

Оцінка за нижньою межею відповідає мінімально можливому споживанню електроенергії мережею майнерів біткоіна. Будучи корисною для позначення мінімуму, вона нереалістична з багатьох причин:

- не всі майнери використовують найефективніше обладнання: старі і менш ефективні машини можуть ще довгий час залишатися прибутковими, особливо якщо майнери мають доступ до дешевої електроенергії, або ціна на біткоін залишається високою;
- на доставку та налаштування обладнання необхідно багато часу: в залежності від віддаленості від виробника та від зв'язків з ним цей процес може тривати до трьох місяців;
- обмежена кількість нового обладнання;
- не всі центри мають оптимальний PUE.

Оцінка за верхньою межею

Розрахунок верхньої межі споживання електроенергії (E_{upper}) – дещо складніше завдання.

Припущення 4а. Всі майнери завжди використовують найменш ефективне обладнання, доступне на ринку але все ще прибуткове з точки зору повернення витрат на електроенергію.

Припущення 4б. Майнінгові центри в середньому мають PUE 1,2.

У цьому сценарії як тільки обладнання припиняє повертати витрати на електроенергію, його замінюють наступним найменш ефективним (але все ще прибутковим з точки зору повернення витрат на електроенергію) обладнанням.

В цьому сценарії майнінгові центри в середньому оперують з PUE 1,20. Такий показник є досить непоганим серед традиційних центрів обробки даних, але серед майнерів вважається вже досить великим (за результатами інтерв'ю з представниками галузі).

Оцінка споживаної електроенергії мережею майнерів біткоіна за верхньою межею математично виражається таким чином:

$$E_{upper}(P_{el}) = \max(Eq_{prof}(P_{el})) \cdot H \cdot PUE \cdot 3,16 \cdot 10^7, \quad (2.6)$$

де E_{upper} – оцінка за верхньою межею [Вт],

$\max(Eq_{prof}(P_{el}))$ – ефективність найменш ефективного прибуткового обладнання [Дж/х],

H – хешрейт [х/с],

PUE – ефективність використання енергії.

Оцінка за верхньою межею відповідає максимально можливому споживанню електроенергії мережею біткоін. Будучи корисною для визначення максимуму, ця оцінка нереалістична з низки причин:

- майнери потребують енергоефективного обладнання; великі гравці, що оперують центрами промислових масштабів, конкурують один з одним за ранній доступ до нових поколінь ASIC обладнання, які є більш енергоефективними;
- старе обладнання замінюється на нове; багато майнерів замінюють свої ASIC машини на нові, якщо вони були неприбутковими великий проміжок часу, замість того, щоб залишити їх, сподіваючись, що поріг беззбитковості зміниться колись через стрибок у ціні;

- інші фактори використання теж мають значення; хоча ця модель ігнорує витрати на обслуговування, в реальності ці витрати існують і можуть зробити неефективні моделі обладнання ще більш не вигідними.

Середня оцінка

Зважаючи на те, що оцінки як за нижньою, так і за верхньою межею покладаються на досить нереалістичні припущення, було висунуто гіпотезу про те, що майнери здебільшого оперують комбінацією різних майнінгових машин, доступних на ринку, які все ще залишаються прибутковими. Складність полягає у визначенні реалістичної питомої ваги кожного з типів обладнання в кожен з моментів часу. Оцінка ринкових часток компаній виробників, а також часток їх продукції була б ефективною метрикою, але достовірна та однозначна інформація про ринкові долі відсутня.

Для середньої оцінки були висунуті припущення, зазначені нижче.

Припущення 5а. Всі майнери використовують такий мікс обладнання, що в цілому його можна сприймати як кошик з різним доступним та прибутковим на той час обладнанням в рівних долях.

Припущення 5б. Майнінгові центри в середньому мають PUE 1,10.

Припущення про те, що все прибуткове обладнання рівномірно розподілене, може здатися дуже нереалістичним, адже є популярні моделі та великі виробники, і певні типи обладнання можуть бути недоступні для деяких майнерів тощо. Для з'ясування впливу розподілу обладнання на фінальну оцінку було здійснено ймовірнісне моделювання на випадкових числах, про що йтиметься далі.

Припущення про те, що майнінгові центри в середньому оперують з PUE 1,10, є дещо консервативнішим, ніж припущення інших дослідників (так, Stoll et al. (2019 p.) та Bevand (2018 p.) використовували PUE на рівні 1,05 для великих майнерів), але знайшло підтвердження під час опитувань майнерів.

Дослідниками Stoll et. al. [74] було проаналізовано заявки на проведення IPO основними китайськими виробниками майнінгового обладнання з метою

оцінки ринкової долі основних моделей, результати аналізу наведено у табл. 2.6.

Таблиця 2.6

Оцінка ринкової частки основних моделей майнінгового обладнання

Виробник	Рік	Модель	Кількість пристроїв, шт	Хешрейт одиниці, терахеш	Продано хешрейту, терахеш	Частка	Ефективність, Дж/гігахеш
Canaan (01/2018-11/2018) Canaan (01/2018-03/2018)	2018		371 004		5 018 133	100%	0,10
	2018		101 183		1 038 268	21%	
	2018	A721	678	6,0	4 068	0%	0,15
	2018	A741	16 195	7,3	118 224	2%	0,16
	2018	A740	1 703	6,6	11 240	0%	0,17
	2018	A761	2 000	8,8	17 600	0%	0,15
	2018	A 821	80 377	11,0	884 147	18%	0,11
	2018	A 841	230	13,0	2 990	0%	0,10
	2018		269 821		3 979 865	79%	
	2018	A821	67 455	11,0	742 009	15%	0,11
	2018	A841	67 455	13,0	876 919	17%	0,10
	2018	A851	67 455	15,0	1 011 830	20%	0,11
	2018	A921	67 455	20,0	1 349 107	27%	0,09
	2018		522 500		7 136 875	100%	0,11
	2018		190 000		2 565 000	36%	
Ebang (01/2018-11/2018) Ebang (01/2018-04/2018) ^a Ebang (05/2018-11/2018) ^{a,c}	2018	Ebit E9+	95 000	9,0	855 000	12%	0,14
	2018	Ebit 10	95 000	18,0	1 710 000	24%	0,09
	2018		332 500		4 571 875	64%	
	2018	Ebit 9+	83 125	9,0	748 125	10%	0,14
	2018	Ebit 10	83 125	18,0	1 496 250	21%	0,09
	2018	Ebit 9,2	83 125	12,0	997 500	14%	0,11
	2018	Ebit 9,3	83 125	16,0	1 330 000	19%	0,11
	2018		3 435 520		44 076 160	100%	0,11
Bitmain (01/2018-11/2018) Bitmain (01/2018-06/2018) ^{a,b} Bitmain (07/2018-11/2018) ^{a,c}	2018		1 873 920		22 799 360	52%	
	2018	Antminer T9	624 640	11,5	7 183 360	16%	0,13
	2018	Antminer T9+	624 640	10,5	6 558 720	15%	0,14
	2018	Antminer S9	624 640	14,5	9 057 280	21%	0,09
	2018		1 561 600		21 276 800	48%	
	2018	Antminer T9	390 400	11,5	4 489 600	10%	0,13
	2018	Antminer T9+	390 400	10,5	4 099 200	9%	0,14
	2018	Antminer S9	390 400	14,5	5 660 800	13%	0,09
	2018	Antminer S9H	390 400	18,0	7 027 200	16%	0,10
	2018		3 435 520		44 076 160	100%	0,11
Canaan (01/2017-12/2017) ^a	2017		294 523		2 113 203	100%	0,16
	2017	A721	73 631	6,0	441 785	21%	0,15
	2017	A741	73 631	7,3	537 504	25%	0,16
	2017	A740	73 631	6,6	485 963	23%	0,17
	2017	A761	73 631	8,8	647 951	31%	0,15
Ebang (01/2017-12/2017)	2017		159 702		1 380 369	100%	0,14
	2017	Ebit 9	18 983	6,0	113 898	8%	0,14
Bitmain (01/2017-12/2017) ^{a,d}	2017	Ebit 9+	140 719	9,0	1 266 471	92%	0,14
	2017		1 108 080		14 405 040	100%	0,11
	2017	Antminer T9	554 040	11,5	6 371 460	44%	0,13
Canaan (01/2016-12/2016) ^a	2017	Antminer S9	554 040	14,5	8 033 580	56%	0,09
	2016		93 754		380 434	100%	0,25
	2016	A6	72 836	3,5	254 926	67%	0,30
	2016	A721	20 918	6,0	125 508	33%	0,15
Ebang (01/2016-12/2016)	2016		11 824		70 944	100%	0,14
	2016	Ebit 9	11 824	6,0	70 944	100%	0,14
Bitmain (01/2016-12/2016) ^{a,e}	2016		259 220		2 492 400	100%	0,13
	2016	Antminer S7	129 610	4,7	613 055	25%	0,25
	2016	Antminer S9	129 610	14,5	1 879 345	75%	0,09

Джерело: [74]

Однак, порівняння середньої оцінки, що базується на наївному рівномірному розподілі обладнання, з результатами моделі дослідників Stoll et al. (2019 р.) [74], що базується на зважуванні обладнання на ринкові частки, отримане шляхом аналізу заявок на ІРО китайськими виробниками (табл. 2.6), показує розбіжність в межах 30% (рис. 2.7).

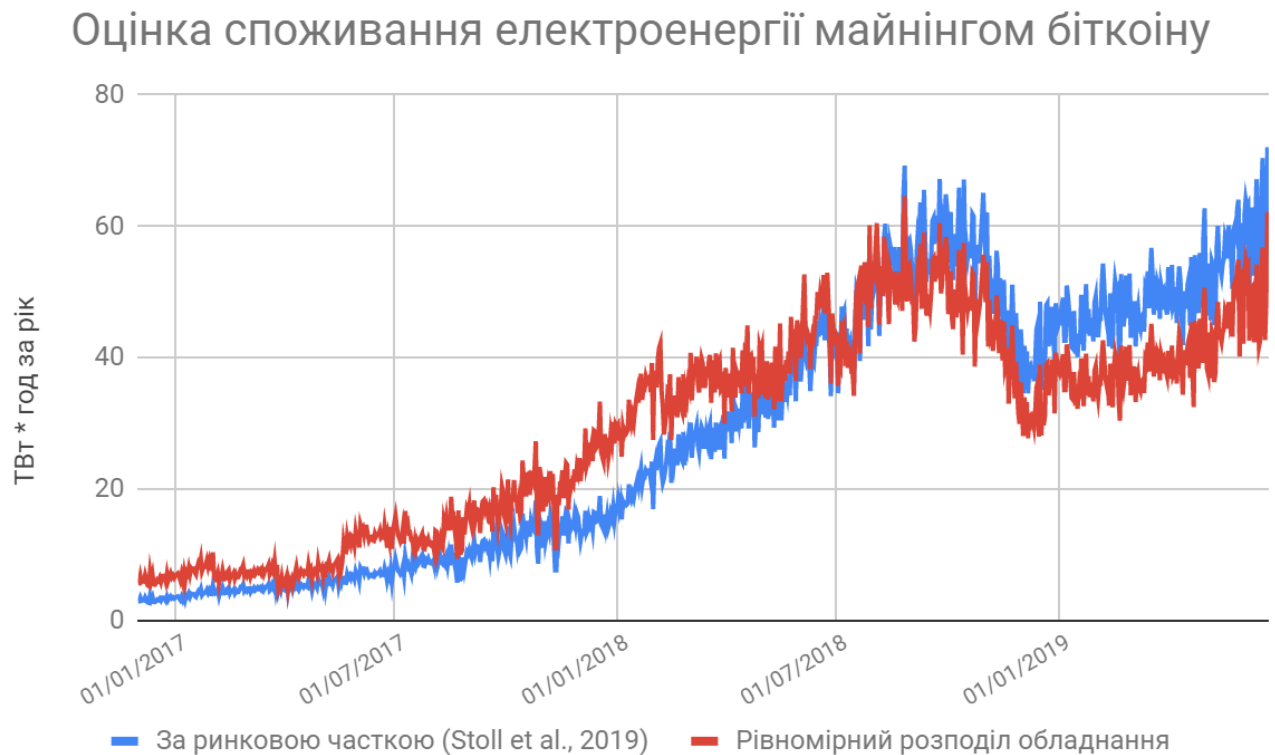


Рис. 2.7 Порівняння різних підходів до зважування обладнання
Джерело: [74]

Беручи до уваги неактуальність даних із заявок на ІРО (останні дані за 2018 рік), неповноту (статистика не містить точної інформації по моделях, є заявки лише трьох виробників), неузгодженість між собою, наївна модель має право на існування.

Середня оцінка споживання електроенергії мережею майнерів біткоіна з урахуванням припущень 5а та 5б виражається таким чином:

$$E_{estimated} = \frac{\sum \vartheta_i}{N} \cdot Hashrate \cdot PUE \cdot 3,16 \cdot 10^7, \quad (2.7)$$

де $E_{estimated}$ – середня оцінка [Вт],

$\sum \vartheta_i / N$ – середня енергоефективність майнінгового обладнання [Дж/х],

Hashrate – хешрейт [х/с],

PUE – ефективність використання енергії.

Задля з'ясування впливу відносної ваги обладнання на результат було згенеровано 100 наборів випадкових вагових коефіцієнтів для обладнання та проведено відповідні розрахунки згідно з моделлю середньої оцінки (рис. 2.8).



Рис. 2.8 Порівняння результатів моделі за запропонованою середньою оцінкою зі 100 випадковими ваговими коефіцієнтами для ринкової частки обладнання та результатів за запропонованою схемою Stoll et al. (2019 p.)
Джерело: [74]

Результати

Оскільки природа параметрів моделі волатильна, оцінка також мінлива. Згідно з запропонованою моделлю, станом на вересень 2019 року середня оцінка річного споживання електроенергії складала 78,93 ТВт·год (рис. 2.9), що більше, ніж річне споживання Австрії або Філіппін (табл.2.7) [84].

Таблиця 2.7

Річне споживання електроенергії країн, територій та біткоіна

Країна/ територія	Спож. ел. ен., ТВт·год	Країна/ територія	Спож. ел. ен., ТВт·год	Країна/ територія	Спож. ел. ен., ТВт·год
Китай	5564	Греція	56,89	Мозамбік	11,57
США	3902	Алжир	55,96	Замбія	11,04
Індія	1137	Ізраїль	55	Парагвай	10,9
Японія	943,7	Бангладеш	53,65	Уругвай	10,77
Російська Фед.	909,6	Румунія	49,64	Киргизстан	10,52
Німеччина	536,5	Узбекистан	49,07	Литва	10,5
Канада	522,2	Сингапур	47,69	Гватемала	10,1
Бразилія	509,1	Португалія	46,94	Тринідад і Тобаго	9,867
Південна Корея	507,6	Перу	44,61	Коста-Рика	9,812
Франція	450,8	Гонконг, ОАР Китаю	41,84	Гана	9,363
Сполучене Корол. Великої Британії та Північної Ірландії	309,2	Нова Зеландія	39,5	Ефіопія	9,062
Саудівська Аравія	296,2	Угорщина	39,37	Ангола	9,036
Італія	293,5	Ірак	38,46	Естонія	8,795
Мексика	258,7	Катар	37,24	Панама	8,708
Іспанія	239,5	Данія	33,02	Кенія	7,863
Тайвань, провінція Китаю	237,4	Болгарія	32,34	Болівія (Багатонац. Держава)	7,785
Іран	236,3	Білорусь	31,72	ДР Конго	7,43
Туреччина	231,1	Сербія	29,81	Гондурас	7,22
Австралія	229,4	Оман	28,92	Зімбабве	7,118
Індонезія	213,4	Марокко	28,25	Латвія	6,798
Південна Африка	207,1	Лівія	27,3	Держава Палестина	6,489
Таїланд	187,7	Словаччина	26,64	Люксембург	6,475
Єгипет	159,7	Бахрейн	26,11	Північна Македонія	6,42
Польща	149,4	Ірландія	25,68	Камерун	6,411
В'єтнам	143,2	Нігерія	24,72	Кот-Д'Івуар	6,245
Малайзія	136,9	Еквадор	22,68	Монголія	5,932
Швеція	133,5	Азербайджан	20,24	Сальвадор	5,928
Україна	133,2	Пуерто-Рико	19,48	Камбоджа	5,857
Норвегія	122,2	Ісландія	17,68	Об. Респ. Танзанія	5,682
Аргентина	121	Йорданія	16,82	Афганістан	5,526
Об'єднані Арабські Емірати	113,2	Куба	16,16	Лаос	5,471
Нідерланди	108,8	Хорватія	15,93	Вірменія	5,291
Казахстан	94,23	Ліван	15,71	Албанія	5,11
Пакистан	92,33	Домініканська респ.	15,64	Макао, ОАР Китаю	5,077
Фінляндія	82,79	Туніс	15,27	Непал	4,983
Бельгія	82,16	Туркменістан	15,09	Республіка Молдова	4,4
Біткоїн	78,93	Бірма	14,93	Кіпр	4,355
Філіппіни	78,3	Сирія	14,16	Косово	3,957
Чилі	73,22	Північна Корея	13,89	Намібія	3,891
Венесуела (Боліваріан. Респ.)	71,96	Словенія	13,4	Бруней-Даруссалам	3,771
Колумбія	68,25	Таджикистан	12,96	Ємен	3,681
Австрія	64,6	Шри Ланка	12,67	Ботсвана	3,636
Чехія	62,34	Грузія	12,37	Нікарагуа	3,59
Швейцарія	58,46	Судан	12,12	Сенегал	3,497
Кувейт	57,78	Боснія і Герцеговина	11,87	Папуа-Нова Гвінея	3,237

Джерела: складено з використанням даних [84]; [85]



Рис. 2.9 Результати моделювання споживання електроенергії мережею майнерів. Оцінки за нижньою межею (Min), середньою (Guess) та за верхньою межею (Max)

2.3. Оцінка впливу майнінгу біткоїна на довкілля

Як показав попередній аналіз, мережа майнерів біткоїна споживає багато електроенергії, більше, ніж окремі європейські держави середнього розміру. Генерація 1 кВт·год електроенергії в середньому в світі призводить до викидів 0,554 кг CO₂ згідно з IEA World Energy Outlook 2017 [86]. Але важливо розуміти, що споживання енергії не обов'язково еквівалентне викидам вуглекислого газу та забрудненню навколишнього середовища. Наприклад, одна кіловат-година (кВт·год) електроенергії, вироблена електростанцією, що працює на вугіллі, має суттєво інший екологічний слід, ніж одна кВт·год електроенергії, виробленої сонячним парком.

Також слід враховувати, що майнінг біткоїна потребує виробництва та утилізації електронних пристроїв. В рамках мережі біткоїн все майнінгове обладнання бере участь у змаганні за винагороду за створення нового блоку основного ланцюжка біткоїна. Шанс створити новий блок є пропорційним

частці загальної обчислювальної потужності. У таких умовах майнери можуть конкурувати лише за ефективністю обладнання. Загалом, можна очікувати, що майнінгове обладнання застаріє приблизно за 1-1,5 роки. Постійне підвищення енергоефективності нових генерацій майнінгових пристроїв призводить до того, що старе обладнання перестає бути прибутковим. Менш ефективні пристрої завжди будуть витіснені з ринку рано чи пізно, оскільки вони просто не можуть конкурувати з новими машинами. Для майнінгових машин ASIC немає жодного іншого застосування, крім того, для чого вони були створені, тобто вони стають електронними відходами [87]. Так, найпопулярніша на ринку модель Antminer S9 важить 4,2 кг (табл. 2.8). За оцінкою Digiconomist³⁸, станом на вересень 2019 року річна генерація електронних відходів майнінгових машин була на рівні 12,49 кілотонн.

Таблиця 2.8

Вага майнінгових пристроїв

Модель	Виробник	Вага, кг	Вага/хешрейт, кг/(терахеш/с)
Antminer S15	Bitmain	7	0,25
Antminer S9	Bitmain	4,2	0,3
Antminer T9	Bitmain	4,2	0,34
Antminer T9+	Bitmain	4,2	0,4
Antminer S7	Bitmain	4,5	0,95
Antminer S5	Bitmain	2,5	2,16
Antminer S4	Bitmain	7,3	3,65
AvalonMiner 821	Canaan	4,7	0,43
AvalonMiner 761	Canaan	5,8	0,66
AvalonMiner 741	Canaan	4,3	0,59
Bitfury B8	Bitfury	37	0,79

Джерело: [87]

Для того, щоб визначити викиди діоксиду вуглецю, спричинені функціонуванням мережі біткоіна, необхідно ретельно вивчити фактичну структуру генерації електроенергії, яку споживають майнери. Хоча деякі майнери розкривають джерела енергії, які використовуються для живлення їх машин (особливо відкриті до комунікації з цього приводу майнери, що

³⁸ <https://digiconomist.net/bitcoin-electronic-waste-monitor/>

використовують відновлювані джерела), але точна структура джерел енергії більшості майнінгових центрів залишається невідомою.

Нещодавні дослідження показали, що частка відновлюваної енергії, такої як гідро-, сонячна та вітроенергетика, зростає в загальній структурі енергогенерації, що використовується майнерами. Однак, оцінки значно різняться, коливаючись від 20% [71] від загальної кількості до понад 70% [88].

Оцінка за верхньою межею

Знаючи споживання електроенергії майнінгом біткоіна, можна оцінити викиди діоксиду вуглецю за верхньою межею. Для цього припустимо, що електроенергія для майнінгу біткоіна генерується виключно на найбільш брудних вугільних електростанціях – дуже нереальний сценарій, враховуючи, що значна кількість об'єктів працює виключно на відновлюваних джерелах енергії.

$$m_{CO_2} = \varphi \cdot E_{estimated}, \quad (2.8)$$

де m_{CO_2} – маса викидів діоксиду вуглецю [кг],

φ – показник забруднення повітря при електрогенерації [кг/кВт·год],

$E_{estimated}$ – оцінка річного споживання електроенергії [кВт·год].

За результатами моделювання споживання електроенергії мережею майнерів біткоіна, станом на вересень 2019 р. енергоспоживання складає $E_{estimated} = 78,93$ ТВт·год на рік. Оцінка показника забруднення повітря для вугільних електростанцій різниться від типу вугілля та обладнання, що використовується, але більшість джерел оцінюють цей коефіцієнт близько 1 кг CO₂ / кВт·год [89]; [90]; [91]. Згідно з дослідженням «IEA World Energy Outlook 2017 Annex A Tables for Scenario Projections» [86], середньосвітовий коефіцієнт дорівнює 1,019 кг CO₂ / кВт·год (табл. 2.9):

Таблиця 2.9

Показник забруднення повітря по регіонах та по типах палива, що використовується для електрогенерації

Регіон	Середньозважене (з урах. відновлюваних джерел)	Вугілля	Нафтопродукти	Природний газ
Світ	0,554	1,019	0,854	0,514
Північна Америка	0,42	0,935	0,774	0,42
США	0,458	0,932	0,751	0,414
Ц. і П. Америка ³⁹	0,245	1,098	0,683	0,487
Бразилія	0,157	1,257	0,685	0,459
Європа	0,361	1,026	0,873	0,491
ЄС	0,351	1,021	0,844	0,461
Африка	0,625	1,077	0,832	0,47
Південна Африка	0,99	1,068	0,764	-
Середній Схід	0,67	3,653	0,941	0,557
Євразія	0,727	1,479	3,214	0,895
Російська Фед.	0,75	1,716	4,061	0,932
Азіат.-Тихоокеан.	0,694	1,018	0,778	0,45
Китай	0,747	1,038	2,468	0,501
Індія	0,77	0,969	1,062	0,47
Японія	0,536	0,918	0,626	0,429
Півд.-Східна Азія	0,6	1,045	0,789	0,456
ОЕСР	0,417	0,965	0,744	0,425
Non-OЕСР	0,664	1,047	0,892	0,607

Джерело: Додаток А до «IEA World Energy Outlook 2017» [86]

Отже, загальні викиди вуглекислого газу складають у такому разі 80,43 мільйонів тонн CO₂ згідно з формулою 2.8, що відповідає 0,24% загальних викидів у світі [92]. Це викликає занепокоєння, оскільки зростаюче споживання електроенергії може становити загрозу досягненню цілей сталого розвитку ООН в майбутньому.

Для оцінки викидів вуглецю, спричинених генерацією електроенергії для видобутку біткоїна, важливо знати точні джерела енергії, які використовуються майнерами. Регіональний розподіл майнерів може допомогти зробити припущення щодо джерел енергії, адже кожному з регіонів характерна своя структура генерації електроенергії.

³⁹ Центральна та Південна Америка

Деякі дослідники споживання електроенергії майнінгом біткоіна робили також оцінку відповідного вуглецевого сліду: Mora et al [93], Foteinis [94], Krause та Tolaymat [76], McCook [77], Vries⁴⁰ [78]. Однією з останніх і найбільш повних робіт на цю тему є Stoll et al (2019) [74], що пропонує 3 різних підходи до вивчення географічного розподілу майнерів:

1. результати пошуку майнінгового обладнання за допомогою пошукової системи для Інтернету речей shodan.io;
2. статистика IP-адрес вузлів, що транслюють останній знайдений блок, який надається оглядачем блоків blockcypher.com;
3. статистика використання різних регіональних вузлів майнерами (майнінгові пули часто мають декілька серверів, що обслуговують різні регіони світу), яку публікують на своїх сайтах 2 майнінгових пули slushpool та btc.com.

Оскільки shodan.io надає інформацію про занадто малу кількість пристроїв (~ 1000), це не є надійним джерелом інформації. IP-адреси вузлів, що передають останній блок, не є достовірною інформацією через децентралізований дизайн мережі біткоін. Аналіз інформації blockcypher показав, що більше 70% IP-адрес надходять із серверів Amazon, що швидше характеризує серверну частину сервісу blockcypher, ніж реальний розподіл майнерів. Таким чином, у цьому дослідженні перевагу було надано інформації, що публікується на сторінках Slushpool та btc.com.

Модель на основі географічного розподілу майнерів

Хоча метод аналізу географічного розподілу майнерів через аналіз статистики використання майнінг-пулів показав свою ефективність, є необхідність у подальшому вдосконаленні методики. По-перше, слід отримати більш детальні дані (slushpool та btc.com повідомляють лише про узагальнену статистику по регіонах серверів, наприклад, «Китай» та «Північна Америка»). По-друге, слід покрити більше майнінг-пулів із списку топ-10.

⁴⁰ <https://web.archive.org/web/20191024122421/https://digiconomist.net/bitcoin-energy-consumption>

Запропонований підхід ґрунтується на аналізі розподілу трафіку в Інтернеті на сторінках входу до особистих кабінетів майнінг-пулів. Припускається, що майнери з різних регіонів використовують ці сторінки для того, щоб увійти до свого акаунта однаково в різних місцях по всьому світу, та що системи вимірювання трафіку в Інтернеті визначають реальну геолокацію тих, хто використовує VPN, проксі-сервери та інші інструменти, які дозволяють приховувати та підробляти місцезнаходження.

Для отримання регіонального розподілу майнерів були використані консенсус-оцінки трьох різних сервісів вимірювання інтернет-трафіку: SimilarWeb⁴¹, Alexa⁴², SemRush⁴³. Результати Alexa пізніше було виключено через брак даних та значну неузгодженість з двома іншими джерелами. У табл. 2.10 наведені сторінки для входу, які було проаналізовано в рамках дослідження.

Таблиця 2.10

Веб-сторінки майнінг-пулів, що були включені до розгляду

Позначення	Веб-сторінка	Частка у глобальному хешрейті станом на вересень 2019 р.
[btc]	pool.btc.com	19,43%
[ant]	antpool.com	12,47%
[f2p]	f2pool.com	11,81%
[poo]	poolin.com	9,82%
[slu]	slushpool.com	9,36%
[top]	btc.top	7,77%
[via]	pool.viabtc.com	7,61%
[clu]	bitclubpool.com	1,74%
	ВСЬОГО	80,01%

Джерело: btc.com⁴⁴

⁴¹ <https://www.similarweb.com>

⁴² <https://www.alexa.com/siteinfo>

⁴³ <https://www.semrush.com>

⁴⁴ <https://btc.com/stats/pool>

Деякі з топ-10 пулів були виключені: BitFury (приватний майнінг, тому трафік веб-сторінки не є репрезентативним), Nuobi (маленький трафік сторінки відносно інших топ-10). Пули, які було розглянуто, разом склали 80% глобального хешрейту у вересні 2019 р. У табл. 2.11 наведено приклад вихідних даних для slushpool.com.

Таблиця 2.11

Аналіз трафіку slushpool.com

Регіон	Частка за даними Similarweb	Частка за даними Semrush	Консенсус-оцінка
Центр. і Півд. Америка	7.91%	8.76%	10.45%
Китай		0.37%	0.20%
ЄС	17.56%	14.92%	20.74%
Євразія		8.92%	4.83%
Європа	3.54%	8.72%	7.27%
Північна Америка	4.48%	3.17%	4.95%
Середній Схід	4.67%	2.23%	4.58%
Російська Федерація	11.65%	11.52%	14.64%
Південно-Східна Азія		0.36%	0.19%
США	19.51%	31.70%	31.23%
ОЕСР		1.07%	0.58%
Південна Африка		0.66%	0.36%

Джерела: Semrush⁴⁵, Similarweb⁴⁶

Для деяких майнінг-пулів, щодо яких є додаткова інформація, зокрема, btc.com та slushpool, проводилось додаткове коригування оцінок, отриманих запропонованим способом за трафіком та за даними, що публікуються пулом. Так, slushpool публікує статистику щодо того, до яких регіональних серверів підключені ті чи інші клієнти. Втім, це не обов'язково означає, що майнер знаходиться в зазначеному регіоні, адже деяким майнерам недоступна їх країна чи регіон серед множини серверів компанії, тому їм доводиться вирішувати, до якого з найближчих центрів приєднатися. Stoll et al. у своїй роботі «The Carbon

⁴⁵ www.semrush.com

⁴⁶ www.similarweb.com

Footprint of Bitcoin» наводять агреговану статистику зі сторінки Slushpool⁴⁷ по чотирьох макрорегіонах: CN (Китай), EU (Європа), US/CA (США та Канада), JP/SG (Японія та Сингапур). Зробивши наступні припущення щодо розподілу отриманих раніше регіонів по макрорегіонах, можна провести крос-перевірку та скоригувати дані за регіонами (табл. 2.12):

- Центральна і Південна Америка – підключені до US/CA серверів;
- Китай – підкл. до JP/SG та CN серверів;
- ЄС – підключені до EU серверів;
- Євразія – підключені до EU та CN server;
- Європа – підключені до EU серверів;
- Північна Америка – підключені до US/CA серверів;
- Середній Схід – підключені до EU серверів;
- Російська Федерація – підключені до EU серверів;
- Південно-Східна Азія – підключені до JP/SG серверів;
- США – підключені до US/CA серверів;
- ОЕСР (інші) – підключені до JP/SG серверів;
- Південна Африка – підключені до EU серверів.

Таблиця 2.12

Крос-перевірка результатів географічного розподілу майнерів, отриманих за різними методиками

Регіон	Частка (за трафіком)	Макро регіон	Частка (за трафіком)	Частка (дані slushpool)	Коефіц ієнт	Скоригована частка регіонів
1	2	3	4	5	6	7
Центральна і Південна Америка	10,45%	CN	2,61%	1,28%	0,49	12,73%
Китай	0,20%	EU	49,99%	40,14%	0,80	0,10%
ЄС	20,74%	US/CA	46,62%	56,80%	1,22	16,65%
Євразія	4,83%	JP/SG	0,77%	1,78%	2,30	3,12%
Європа	7,27%					5,84%
Північна Америка	4,95%					6,03%
Середній Схід	4,58%					3,67%

⁴⁷ slushpool.com/stats/?c=btc

Продовження таблиці 2.12

1	2	3	4	5	6	7
Російська Федерація	14,64%					11,75%
Південно-Східна Азія	0,19%					0,45%
США	31,23%					38,04%
ОЕСР	0,58%					1,33%
Південна Африка	0,36%					0,29%

Джерела: складено автором на основі даних Semrush, Similarweb, [74]

З урахуванням скоригованих даних для btc.com та slushpool, результуюча статистика виглядає таким чином (табл. 2.13)

Таблиця 2.13

Результуюча частка регіонів, зважена на частки пулів у загальному хешрейті

Регіон / пул	[btc]	[ant]	[f2p]	[poo]	[slu]	[top]	[via]	[clu]	Середньо зважена частка
Африка	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	8,0%	0,0%	0,0%	0,8%
Бразилія	2,2%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	1,1%	3,2%	0,0%	0,9%
Центр. і Півд. Америка	3,8%	7,8%	1,3%	0,0%	12,7%	2,8%	2,2%	0,0%	4,3%
Китай	14,9%	17,7%	31,8%	22,2%	0,1%	35,6%	7,9%	0,0%	18,0%
ЄС	5,6%	11,8%	5,7%	2,5%	16,7%	19,1%	13,4%	51,6%	10,5%
Євразія (інші)	0,0%	3,2%	1,6%	0,0%	3,1%	5,2%	0,0%	0,0%	1,6%
Європа (інші)	7,9%	8,9%	6,6%	6,0%	5,8%	0,0%	9,2%	4,2%	6,7%
Індія	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	2,4%	0,0%	0,0%	0,2%
Японія	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	5,2%	0,1%
Середній Схід	23,1%	6,3%	2,1%	22,1%	3,7%	2,1%	7,1%	0,0%	10,9%
Північна Америка	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	6,0%	0,9%	0,0%	0,0%	0,8%
ОЕСР (інші)	0,0%	0,0%	1,4%	0,0%	1,3%	0,0%	0,0%	2,8%	0,4%
Російська Федерація	40,7%	27,3%	28,9%	18,1%	11,8%	15,2%	29,5%	6,7%	26,4%
Південна Африка	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,3%	0,0%	0,0%	10,3%	0,3%
Півд.-Сх. Азія	0,0%	1,5%	4,0%	20,4%	0,4%	1,9%	7,0%	17,7%	4,6%
США	1,9%	15,5%	16,5%	8,7%	38,0%	5,8%	20,6%	1,5%	13,4%

Отримані статистичні дані про географічний розподіл майнерів використовуються для визначення середнього показника забруднення повітря при електрогенерації (табл. 2.14) з застосуванням таблиці з Додатку А до дослідження «IEA World Energy Outlook 2017» [86].

Таблиця 2.14

Результуючий розподіл майнінгових потужностей по регіонах

Регіон	Коефіцієнт забруднення, кг CO ₂ / кВт·год	Енергоспоживання майнінгом, кВт·год на рік	Викиди CO ₂ на рік, кг
Африка	0,625	616648925	385405578
Бразилія	0,157	749448315	117663385
Центр. і Півд. Америка	0,245	3377047232	827376572
Китай	0,55 *	14209298675	7815114271
ЄС	0,351	8318688257	2919859578
Євразія (інші)	0,727	1255237418	912557603
Європа (інші)	0,361	5268628795	1901974995
Індія	0,77	187123877	144085385
Японія	0,536	88999557	47703763
Середній Схід	0,67	8620282467	5775589253
Північна Америка	0,42	625946053	262897342
ОЕСР (інші)	0,417	336254977	140218325
Російська Федерація	0,75	20860389905	15645292429
Південна Африка	0,99	204038381	201997997
Південно-Східна Азія	0,6	3643652487	2186191492
США	0,458	10568333847	4840296902
		78,93 ТВт·год на рік	44,12 мільйонів тонн на рік

* значення для Китаю було скориговано в сторону зменшення через велику частку гідроенергії, що використовується для майнінгу в провінції Сичуань [74]

Висновки до розділу 2

Згідно з запропонованим методом оцінки географічного розподілу майнерів по трафіку веб-сторінок майнінгових пулів, з урахуванням оцінки річного споживання електроенергії на рівні 78,93 ТВт·год на рік викиди діоксиду вуглецю складають 44,12 мільйонів тонн на рік, що становить 0,13% загальних викидів у світі [92].

Недоліком запропонованого підходу є те, що він завищує частку регіонів з більшою концентрацією майнерів меншого масштабу (які генерують більше трафіку веб-сайтів майнінгових пулів) та недооцінює частку регіонів, де переважає майнінг у більших масштабах.

Отримання даних про географічний розподіл майнерів безпосередньо від майнінг-пулів вирішило б це питання. Наразі робота в цьому напрямі триває.

Отримані результати споживання електроенергії та викидів діоксиду вуглецю приблизно в два рази вищі, ніж результати оцінки Stoll et al (2019), що частково пояснюється істотним збільшенням хешрейту мережі біткоїн (більш ніж в два рази з січня 2019 до вересня 2019) з моменту публікації їхнього дослідження.

Розглядаючи коефіцієнти забруднення внаслідок генерації електроенергії, слід зазначити, що великі майнери знаходяться у постійних пошуках дешевої електроенергії по всьому світові. Такою електроенергією, як правило, є надлишкова гідроенергія, що виникає у деяких регіонах світу під час повеней. Якщо ця тенденція наростатиме, це призведе до зменшення середнього коефіцієнту забруднення атмосфери внаслідок генерації електроенергії для майнінгу та, відповідно, до зменшення кількості викидів вуглекислого газу. Але, з іншого боку, до регіонів, які набирають популярність серед майнерів, належать країни з переважаючим виробництвом електроенергії з викопного палива, такі, як Казахстан та Іран.

Проблему збільшення споживання електроенергії мережею біткоїна та інших криптовалют, а також відповідний вплив на довкілля слід обговорювати з законодавцями, учасниками галузі та широким загалом. Навколо цієї теми

існує багато помилкових суджень та спекуляцій. З боку галузі необхідно вжити заходів щодо сталого масштабування мережі, щоб зробити можливим масове прийняття криптовалюти.

Основні положення даного розділу лягли в основу веб-сервісу Cambridge Bitcoin Electricity Consumption Index⁴⁸ та викладені у публікації автора [72]; [84]; [129].

⁴⁸ <https://cbeci.org>

РОЗДІЛ 3

МОДЕЛЮВАННЯ ПОВЕДІНКИ ТРЕЙДЕРІВ ТА ЇЇ ВПЛИВУ НА ДИНАМІКУ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ

Для того, щоб зрозуміти, що лежить в основі ціноутворення активів у крипто фінансах, було проведено моделювання ціни біткоіна в залежності від фактуальної інформації та інформації з соцмереж. Щоб зрозуміти поведінкові аспекти функціонування криптоекономіки, досліджувалася поведінка економічних агентів, які беруть участь у діяльності фінансових ринків. Оскільки реакція трейдера на ті чи інші новини може бути описана за допомогою моделі когнітивної ієрархії (англ. cognitive hierarchy theory або k-level model) [95], був проведений експеримент, мета якого – встановити взаємозв'язок між прибутковістю трейдерів і рівнем рефлексії. Одним з найефективніших інструментів, розроблених для досліджень в умовах обмеженої раціональності, є гра на відгадування [95].

Інформаційно-фактологічну базу досліджень, викладених у цьому розділі, складають дані криптовалютних бірж, дані операторів майнінгових пулів, інформаційних порталів для майнерів, специфікації виробників майнінгового обладнання, ринкові звіти академічних центрів, міжнародних організацій та приватних фірм.

API (або інтерфейс програмування застосунків, аббревіатура від англ. Application Programming Interface) криптовалютних бірж зазвичай розділено на публічний, тобто такий, що доступний усім користувачам інтернету, та приватний, що доступний лише через авторизацію. Інформація, необхідна для аналізу ринку, передається здебільшого через публічний API:

- дані про ринок (кількість угод);
- доступні інструменти / торгові пари;
- інформація про котирування кожної з торгових пар;
- ордербук;
- історія торгів (доступна не завжди);

- OHLC (від англ open, high, low, close – ціна відкриття, найвища, найнижча, ціна закриття) – інформація, необхідна для побудови графіку виду «японські свічки».

Приватний API бірж зазвичай дозволяє виконувати дії від імені користувача, що аутентифікований: виставляти, скасовувати та задовольняти заявки на купівлю/продаж, робити запит на ввід/виведення коштів з рахунку.

API кожної з бірж може відрізнятися у переліку доступних даних, у назвах та обмеженнях. Порівняння швидкості відповіді від API різних бірж та кількість угод за годину наведено на рисунку 3.1. Велику роботу по стандартизації виконує товариство проєкту з відкритим сирцевим кодом бібліотеки ccxt⁴⁹. Ця бібліотека дозволяє працювати більш ніж зі 100 різними біржами та постачальниками послуг з обробки платежів уніфіковано, використовуючи мови програмування JavaScript, Python, PHP.

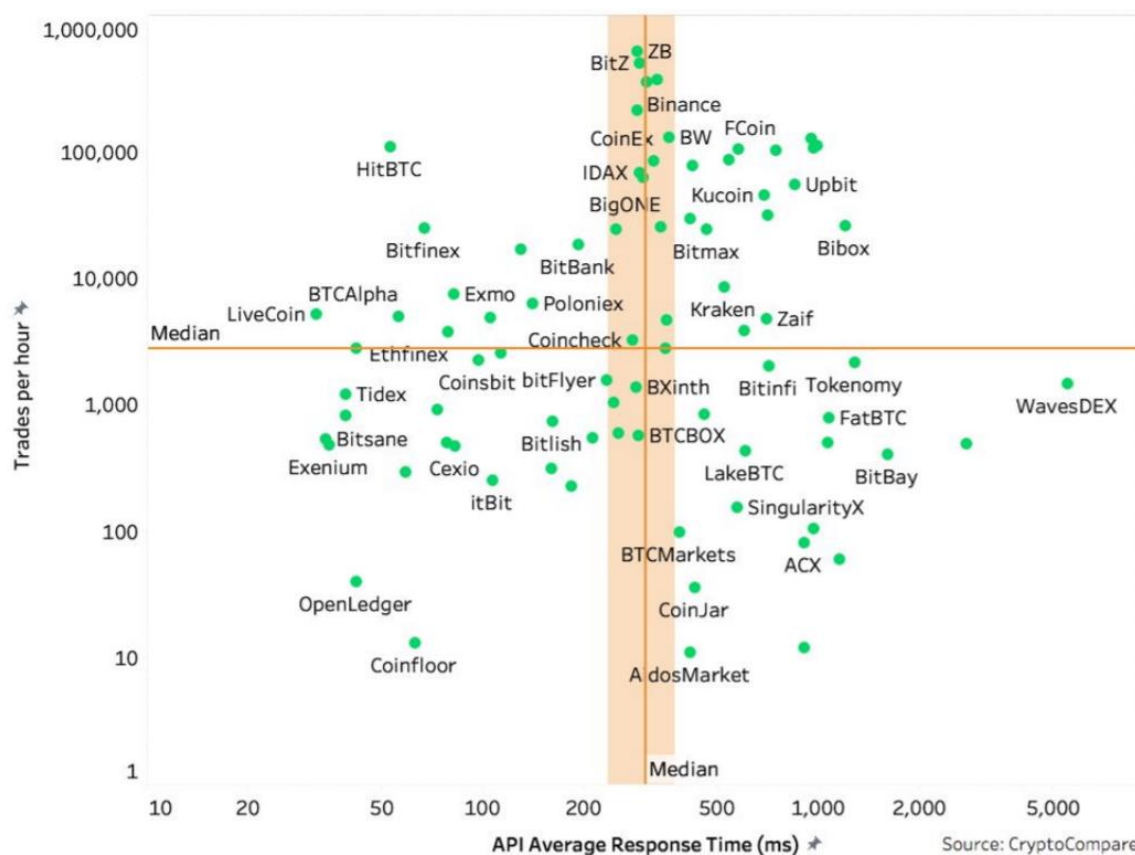


Рис. 3.1 Середня швидкість відповіді від API різних бірж (у мілісекундах) та кількість угод за годину Джерело: [44]

⁴⁹ <https://github.com/ccxt/ccxt>

У розділі моделюватиметься в тому числі часовий ряд ціни біткоїна, щодо якого слід зазначити, що немає єдиної ціни на біткоїн, адже ціна купівлі та продажу різняться: існує більше 100 криптовалютних бірж, торгівля ведеться на тисячам пар, ціна залежить від обсягу замовлення. Для того, щоб якимось можна було аналізувати зміни в ціні та щоб можна було показувати якусь одну консенсус-ціну, було запроваджено індекси цін. Найпростішим було б брати ціну на найбільших біржах та зважувати її з урахуванням обсягу торгів. Але що являє собою ціна на біржі: остання ціна, за якою була здійснена угода, чи може середнє арифметичне між ціною купівлі та продажу? Зважування на обсяг та вибір топ-бірж має свої недоліки, зокрема, маніпулювання обсягом з боку бірж. Що робити, якщо та чи інша біржа припинила існування чи тимчасово не надає дані? Єдиної відповіді на ці питання немає, тому кожен з цінових індексів має свою методику та особливості.

CoinDesk Bitcoin Price Index. Індекс цін на біткоїн CoinDesk⁵⁰, запущений у вересні 2013 року, представляє середнє значення цін на біткоїн на провідних світових біржах, що відповідають критеріям, визначеним автором. Він призначений слугувати орієнтиром цін для учасників галузі та тих, хто веде облік у біткоїнах. Критеріями включення до індексу є:

- біржа має підтримувати торги у парі біткоїн / долар США та обслуговувати клієнтів з різних країн;
- біржа має надавати інформацію про найкращу ціну, за якою можна здійснити негайний продаж (bid) та негайну купівлю (ask);
- глибина ордербуку біржі має дозволяти здійснити угоду вартістю не менше 1500 доларів США (9000 китайських юанів) або еквіваленту (тобто в ордербуці має бути достатньо заявок для того, щоб задовольнити купівлю або продаж біткоїнів на еквівалент 1500 доларів);
- щоденний обсяг торгів повинен відповідати мінімально прийнятним рівням, визначеним CoinDesk;

⁵⁰ <https://www.coindesk.com/price/bitcoin>

- біржа повинна становити щонайменше 5% від загального 30-денного сукупного обсягу торгів серед всіх бірж, включених у індекс;
- зазначений та / або фактичний час для операцій з фіатною валютою та біткоіном (чи то депозити, чи то зняття коштів) не повинен перевищувати двох робочих днів.

Станом на серпень 2019 р. в CoinDesk Bitcoin Price Index включено наступні біржі: Bitstamp, Coinbase, itBit, Bitfinex, а також OKCoin для розрахунку індексу в китайських юанях. В різні часи до індексу також входили такі біржі: CampBX, Mt. Gox, LakeBTC, Huobi, BTCC.

Методика розрахунку індексу включає такі кроки/аспекти/дії:

- індекс є середнім арифметичним між цінами на біржах, що відповідають критеріям;
- для підрахунку індексу ціна виражається як середнє між ціною купівлі та продажу;
- індекс оновлюється кожні 60 секунд;
- якщо біржа не оновлює інформацію більше 30 хвилин, вона автоматично вилючається із розрахунків, допоки не будуть отримані нові дані;
- історичні дані індексу починаються з 1 липня 2013 року (були отримані з біржі Mt. Gox);
- OHLC, тобто ціна відкриття, найвища, найнижча та ціна закриття, рахуються наприкінці дня за всесвітнім координованим часом (UTC). Оскільки торги відбуваються постійно, день відкривається о 00:00:00 та закривається о 23:59:59;
- за необхідності можуть бути внесені оновлення до методики підрахунку індексу.

CoinDesk Bitcoin Price Index використовує звичайне арифметичне середнє, а не середнє, зважене на обсяг торгів. Це рішення пояснюється тим, що обсяг торгів географічно розподілений нерівномірно, тоді як навіть міжнародні біржі не однаково доступні для представників різних країн, тож зважування на обсяг робило б індекс більш репрезентативним для

представників одних регіонів і менш репрезентативним для інших. Крім того, зазначається, що обсяг торгів може сильно змінюватися з часом. Але автор не виключає, що у подальшому можливий перехід на середнє зважене.

CoinDesk Bitcoin Price Index є одним з перших та найпопулярніших індексів цін на біткоїн та інші ключові криптовалюти. Його використовують The New York Times, CNBC, Business Insider, Fortune, Wall Street Journal, Nasdaq.

CoinMarketCap⁵¹. Один з найвідоміших інформаційних порталів про криптовалюти, що містить найбільш повну інформацію про ціни на обсяги торгів по всіх біржах та по всіх парах. Станом на серпень 2019 р. ресурсом індексується понад 200 бірж, 2400 криптовалют, 20000 торгових пар. CoinMarketCap надає дані про ринок з щохвилинним оновленням, при чому цей індекс покриває максимально можливу кількість бірж (на відміну від вибору топ-бірж у CoinDesk Bitcoin Price Index) і зважає інформацію з них на обсяг торгів. Варто зауважити, що біржі з нульовими торговими комісіями виключено із підрахунку, оскільки така політика призводить до великого «накрученого» обсягу, який неможливо відділити від справжнього. Ціни всіх криптовалют та токенів конвертовано у доларовий еквівалент, кожна з пар робить свій внесок до результуючої ціни в доларах відповідно до обсягу торгів за нею. Для визначення відповідності кожної з валютних пар до доларового еквіваленту використовуються дані, підраховані CoinMarketCap для інших пар (для цього процес починається з підрахунку торгових пар з долларом), а якщо пара містить локальну валюту, то використовуються дані про курс обміну з ресурсу Openexchanges⁵².

Популярним індексом також є індекс від blockchain.com⁵³. Серед інших добре документованих індексів можна виділити TradeBlock⁵⁴ (зважене середнє значення цін на біржах Coinbase Pro, Bittrex, itBit, Kraken, Bitstamp),

⁵¹ <https://coinmarketcap.com/>

⁵² <https://openexchangerates.org>

⁵³ <https://www.blockchain.com/prices>

⁵⁴ <https://tradeblock.com/markets/index>

Bitcoinaverage⁵⁵ (зважене на обсяг торгів середнє). Популярна біржа деривативів BitMEX не має такого поняття, як власна ціна, тому що торги відбуваються не безпосередньо криптовалютами, а їх похідними та борговими зобов'язаннями. Тож, біржа має свій власний індекс, що станом на серпень 2019 р. розраховується як середнє арифметичне між цінами на біржах Bitstamp, Coinbase Pro, Kraken. Важливість методики підрахунку індексу проявляється у цьому випадку як у жодному іншому, адже існуючий підхід дозволяє маніпуляції з відкритими маржинальними позиціями [96] на BitMEX. Наприклад, обвал ціни на дуже короткий проміжок часу на найменш ліквідний біржі з трьох, що входять до індексу, призведе до ліквідації величезної кількості коротких позицій на BitMEX, де плече сягає 100.

У дослідженні використовується індекс ціни біткоіна від blockchain.com з огляду на його популярність.

Спеціалізовані новинні ресурси стали активно набирати аудиторію читачів, починаючи з 2013 року, а пізніше традиційні гравці медіа-ринку почали активно писати на тему криптовалют і навіть завели спеціальні розділи на своїх сайтах, до списку останніх можна віднести Forbes, CNBC, Bloomberg. Рейтинг спеціалізованих англomовних ресурсів наведено у табл. 3.1.

Таблиця 3.1

Кількість унікальних відвідувачів найбільш популярних англomовних новинних ресурсів, що спеціалізуються на криптовалюті

Ресурс	Кількість унікальних відвідувачів у липні 2019 року, млн.
cointelegraph.com	8,78
coindesk.com	8,17
ccn.com	4,38
newsbtc.com	1,7
news.bitcoin.com	1,35
bitcoinist.com	1,19

Джерела: Bitcoinmarketjournal⁵⁶, Similarweb⁵⁷

⁵⁵ <https://bitcoinaverage.com/en/methodology>

⁵⁶ <https://web.archive.org/save/https://www.bitcoinmarketjournal.com/cryptocurrency-news-websites/>

⁵⁷ <https://www.similarweb.com/>

Задля отримання фактуальних даних у дослідженні було розглянуто два найпопулярніші на момент проведення експерименту (2016 рік) новинні ресурси: csn.com (на той час cryptocurrenciesnews.com) та coindesk.com.

З метою врахування суб'єктивної, тобто оціночної, інформації, що може впливати на рішення трейдерів, використовувалась інформація із соціальної мережі Twitter, що побудована на миттєвих повідомленнях – твітах. Що стосується інших майданчиків, де відбуваються дискусії навколо біткоіна і криптовалют, то першим таким сайтом став форум Bitcointalk, який було створено Сатоші Накамото 22 листопада 2009 року⁵⁸. З розвитком галузі можливостей форуму стало не вистачати, він не модернізувався довгий час, тому дискусії перемістилися до загальноновживаних соціальних медіа. В криптоекономіці швидкість має визначальну роль, тому популярними джерелами первинної інформації у цій сфері є ті соціальні медіа, які орієнтовані на миттєві повідомлення. Так, наприклад, при складанні списків найвпливовіших людей галузі у якості посилання на персону здебільшого використовується Twitter-акаунт, у кожній біржі є офіційний Twitter-акаунт, який у разі проблем із сайтом часто стає первинним джерелом офіційної інформації, а ресурс CoinMarketCap на інформаційній сторінці кожної криптовалюти містить наступні посилання: веб-сайт, оглядач блоків, сирцевий код (зазвичай GitHub), технічна документація (WhitePaper), майданчик для обговорення (може бути BitcoinTalk, Telegram, Discord, Slack) та блок соціальних медіа, який зазвичай представлений або Twitter, або Reddit. Месенджер Telegram став дуже популярним серед прихильників ICO, спекулянтів, операторів pump-and-dump схем, він використовується також новинними ресурсами для миттєвого інформування своїх підписників. Інші лідери ринку соціальних медіа, такі як Facebook, Instagram, LinkedIn, використовуються для дискусій значно рідше, але дозволяють знайти особисті та професійні сторінки представників галузі. Є і проєкти соціальних медіа, що

⁵⁸ <https://web.archive.org/save/https://bitcointalk.org/index.php?topic=5.msg28#msg28>

використовують блокчейн і криптовалюту у своїй діяльності, наприклад, платформи для блогів <https://steemit.com> та golos.io.

3.1. Визначення рівня раціональності експертів галузі криптовалют

Вибухове зростання ринку криптовалют викликало запит на нову методологію прогнозування. Проте, перш ніж прогнозувати ринок, дослідник повинен погодитись або не погодитись з припущенням щодо раціональності гравців. Для того, щоб дослідити поведінкові аспекти функціонування криптоекономіки, досліджувалася раціональність криптовалютних експертів, які беруть участь у діяльності фінансових ринків. Одним з найефективніших інструментів, розроблених для досліджень в умовах обмеженої раціональності, є гра на відгадування. Нижче буде розглянуто ряд когнітивних упереджень та ефектів, описаних у роботах з поведінкової економіки у застосуванні до сфери криптовалют [97]; [98].

Ефект прив'язки (англ. anchoring) – це когнітивне упередження, яке описує схильність людей надто сильно покладатися на перший запропонований шматок інформації при ухваленні рішень [99]; [100]. Приклад: ціна токenu при запуску ICO може послужити прив'язкою. Про майбутні ціни часто говорять у відношенні до ціни на ICO. Крім того, ціна біткоіна, за якої хтось заходить на ринок, може стати орієнтиром для нього і в подальшому визначати, що він думає про майбутні рухи ціни, про максимально можливі падіння та зростання. Інший розповсюджений ефект прив'язки – усілякі технічні індикатори, такі як «рівні Фібоначчі» чи інші, що публікуються масово аналітиками. Але якщо наступний рівень зростання, скажімо, 9000, і всі в цьому впевненні, то ціна може зупинитися недалеко від цієї позначки, адже в ордербуці багато заявок на продаж по 9000. Маніпулювання так званими «стінами» в ордербуці – чи не найдієвіший варіант використання ефекту прив'язки. Уявіть собі, що ви хочете виставити заявку на продаж, але готові почекати деякий час для того, щоби більш вигідніше продати. Ви, ймовірно поставите свою заявку безпосередньо

перед «стіною», але в реальності стіна може бути автоматично прибрана чи переміщена в останній момент, залежно від того, яка мета у того, хто проводить таку маніпуляцію (рис. 3.2).



Рис. 3.2 Ілюстрація так званої «стіни» в ордербуці біржи Bitstamp
Джерело: Bitstamp⁵⁹

Упередження базового відсотку (англ. base rate fallacy) – помилка у мисленні, коли ігнорується базовий відсоток і віддається перевага специфічній інформації [101]. Приклад: ви можете бути впевненими, що, оскільки ринок криптовалют загалом збільшився, ваші конкретні інвестиції також повинні зрости. Крім того, уявіть на секунду криптовалюту, яка має багато надійних передумов, таких, як сильна спільнота розробників та послідовників, досвідчена команда, аргументована модель використання токенів; відразу формується думка, що ця валюта зростатиме більше за ринок в середньому. Упередження базового відсотку полягає у наданні надмірної ваги специфічній інформації, наприклад, факт затримки випуску обіцяної функції призводить до розцінювання криптовалюти як поганої інвестиції.

Обмежена раціональність (англ. bounded rationality) полягає в тому, що раціональність людей обмежена через існування проблеми вибору, когнітивних обмежень та доступного часу для ухвалення рішення. Відповідно до цього, економічні агенти шукають задовільне рішення, а не оптимальне. Приклад: користувачі можуть помилково підтвердити неправильне подання до блокчейну, що управляється через голосування токенами, оскільки вони не знали, як оцінити це подання, для цього треба було багато зусиль або було недостатньо часу для ухвалення рішення. Або користувач отримує сповіщення про пост у Твіттері від впливової людини з рекомендацією купити ту чи іншу

⁵⁹ <https://www.bitstamp.net/>

маловідому валюту і купує її щонайшвидше (бо ціна зростає з кожною секундою), не витративши достатньо часу, щоб знайти інші повідомлення про злом акаунта цієї людини.

Ефект асиметричного домінування (англ. decoy effect) виникає, коли в результаті додавання третього варіанту вибору люди змінюють свої вподобання. Так, журнал The Economist одного разу запропонував увесь свій веб-контент за 59 доларів, передплату на друковане видання за 125 або комбіновану підписку на друковане видання та на інтернет-версію також за 125. Економіст Ден Аріелі опитував своїх студентів про цю структуру ціноутворення: 84% вибрали комбіновану угоду, а 16% – підписку на Інтернет. Однак, коли він повторив опитування без непопулярного друкованого варіанту, лише 32% обрали комбінований варіант друку та веб, а 68% обрали інтернет-версію. Криптовалюти у цьому контексті можуть використовуватися так само, як фіатні валюти, без якихось особливостей.

Ефект цінності грошових знаків (англ. denomination effect) – когнітивне упередження, що полягає в тому, що люди з більшою ймовірністю витратять гроші в дрібних купюрах, ніж таку ж суму в купюрах більшого номіналу [102]. Приклад з криптовалют дещо відрізняється від традиційних грошей, але теж стосується цінності однієї грошової одиниці. Багато людей звертає увагу на вартість однієї одиниці криптовалюти, не беручи до уваги кількість монет в обігу: «ця валюта хороша, коштує майже як біткоїн» чи «біткоїн дорогий для мене, куплю краще ripple».

Дисконтована корисність (англ. discounted utility) полягає в тому, що більшість економічних агентів віддають перевагу поточним винагородам перед майбутніми винагородами подібної величини. Надання переваги ранньому результату може бути цілком раціональною поведінкою. Але той факт, що люди радше схильні отримати винагороду (або її видимість) скоріше, відкриває двері для хитрощів: наприклад, деякі проєкти в якості заохочення роздають людям токени (англ. airdrop), але накладають обмеження на будь-які дії з ними, скажімо, на рік. І хоча технічно це те ж саме, що отримати токен через рік, але

людям більше подобається бачити цифри з кількістю їх токенів у своєму особистому кабінеті впродовж року, навіть якщо вони не можуть нічого з ними зробити.

Ефект володіння (англ. endowment effect) полягає в тому, що люди переоцінюють речі, якими володіють, незалежно від їх об'єктивної ринкової вартості [103]. Це можна проілюструвати на двох прикладах: люди неохоче розлучаються з товарами, якими вони володіють, за їх ринковий грошовий еквівалент; люди готові платити менше за товар, ніж вони готові прийняти, продаючи такий самий товар. Володіючи криптовалютою, ви цінуєте її більше, ніж у випадку, коли ви ще не купили її. У традиційних фінансах описані ефекти емоційної прив'язаності трейдерів чи інвесторів до активу, навіть якщо вони стають не вигідними; те ж саме стосується криптовалют. Наприклад, мотивація майнера, що добуває якусь рідкісну неприбуткову криптовалюту, може бути наступна: «Ну й що, що це мені приносить менше, ніж я отримав би з майнінгу ефіріуму, але я вірю, що її ціна піде вгору», що є нераціональною стратегією, адже у разі, якщо він дійсно впевнений у тому, що ціна піде вгору, чому б не майнити прибуткову валюту, а цю перспективну просто не купити?

Омана гравця (англ. gambler's fallacy), також відома як омана зрілості шансів чи омана Монте-Карло, – це віра в те, що певна випадкова подія є більш чи менш ймовірною у залежності від результатів серії попередніх подій. Наприклад, якщо ви підкинули монету 10 разів, і вона приземлилася на аверс всі 10 разів поспіль, ймовірність того, що наступного разу вона приземлиться на реверс, все ще залишається 50%. Вважати будь-що інше є оманою гравця, так само, як вважати, що, якщо попередні 15 угод на біржі були збитковими, наступна більш вірогідно буде прибутковою.

Повзучий детермінізм (англ. hindsight bias) – схильність сприймати події, що вже трапились, або факти, які вже були встановлені, як очевидні та прогнозовані з самого початку, не зважаючи на відсутність достатньої початкової інформації для їх передбачення. Приклад: після довгого вибухового

зростання біткоіна хтось каже: «Це було зрозуміло ще рік тому, все вказувало на це...», – якщо знав, чому не купив?

Лібертаріанський патерналізм (англ. libertarian paternalism) – це ідея про те, що приватні та державні установи можуть законно впливати на поведінку людей задля їх блага, одночасно поважаючи свободу вибору. Часто це стосується дизайну інтерфейсів, зокрема, опція в налаштуваннях за замовчуванням може спонукати користувача прийняти конкретне і важливе рішення. Як показали Касс Санстейн та Ричард Талер у своїй статті «Libertarian[sic!] Paternalism», люди радше віддають перевагу опціям за замовчуванням [104], тож у майбутньому криптоекономіки, лібертаріанський по своїй суті, задля спонукання людей до, скажімо, пенсійних накопичень, може застосовуватися патерналізм.

Ментальна звітність (англ. mental accounting) – тенденція людей розділяти свої гроші на різні ментальні рахунки, ґрунтуючись на різноманітних суб'єктивних критеріях, таких, як джерело грошей та намір для кожного рахунку [105]. Наприклад, люди легше витрачають гроші, які вони виграли в казино, ніж гроші, які вони заробили працюючи. Приклад з криптоекономіки: гроші, отримані від ICO, складаються в окремий ментальний рахунок від інших грошей. Оскільки вони сприймаються не так реально, як гроші, зароблені, скажімо, при погодинній оплаті за працю, і можуть бути значно легковажніше витрачені.

Парадокс вибору (англ. paradox of choice) – надмірна кількість варіантів вибору може призвести до прийняття неоптимальних рішень [106]. Перевантаження може призвести до того, що ви ставите під сумнів рішення, які ви приймаєте, налаштувати вас на нереально високі очікування та змусити потім звинувачувати себе у неправильному виборі. Приклад криптоекономіки є на поверхні: наразі існує більше 1000 криптовалют, і всі вони доступні цілодобово, тут і зараз, на відміну від традиційного ринку акцій, і якась з них завтра обов'язково злетить у ціні.

Модель обмеженої раціональності рівня k та гра на відгадування

У ході даного дослідження було проведено експеримент, пов'язаний з так званим конкурсом краси Кейнса, який був присвячений поясненню коливань цін на ринках акцій. Кейнс описав дію раціональних агентів на ринку, використовуючи аналогію, засновану на конкурсі краси в газеті, в якому учасникам пропонується вибрати шість найпривабливіших облич із сотні фотографій. Ті, хто вибрав найпопулярніші обличчя, отримують премію.

Наївною стратегією було б вибрати обличчя, яке, на думку учасника такого експерименту, є найкрасивішим. Більш вдумливий учасник конкурсу, бажаючи максимально збільшити шанси на виграш, подумає про те, кого б на його думку більшість сприйняла як привабливих, а потім зробить вибір, виходячи з певних висновків з його знання про суспільне сприйняття.

Кейнс вважав, що подібна поведінка притаманна й гравцям на фінансових ринках. Це проявляється в тому, що люди цінують активи, базуючись не на якомусь своєму сприйнятті цінності, а радше на тому, як інші, тобто ринок в середньому, цінують цей конкретний актив.

Пізніше експеримент було вдосконалено до так званої гри на відгадування та проведено багато разів для різних аудиторій, включаючи студентів у провідних економічних установах та науковців на тематичних конференціях, читачів газет та шахістів [107]; [108]; [109]; [110]; [111]; [112]. Вплив експериментальних параметрів на результати гри був ретельно вивчений в лабораторіях та узагальнений в описових моделях.

Історія гри на відгадування як такої почалася 1981 року, коли Ален Леду запропонував «гру $\frac{2}{3}$ від середнього» (« $\frac{2}{3}$ of the average-game»), як конкурсне завдання у французькому журналі *Jeux et Stratégie*. У грі прийняли участь близько 4000 читачів, яких просили вказати ціле число від 1 до 1 трлн.; переможець повинен був вказати число, найближче до $\frac{2}{3}$ від середнього значення відповідей інших учасників. У 1986 році Ерве Мулен [113] увів гру в науковий контекст, використавши її як ілюстрацію усунення домінованих стратегій.

Розмарі Нагель, яка досліджувала гру більше 20 років, відкрила потенціал гри на відгадування для обґрунтування поняття обмеженої раціональності рівня k [95]; [110]. Саме Нагель [95] вказала на зв'язок гри на відгадування із відомою аналогією Кейнса між конкурсами краси у газетах та поведінкою інвесторів на фондовому ринку [114]. Модель обмеженої раціональності рівня k демонструє різні типи очікувань [115]; [116]:

- агенти 0-го рівня роблять випадковий вибір;
- агенти 1-го рівня грають проти природи;
- агенти рівня k ($k > 1$) враховують міркування інших гравців, припускаючи, що всі інші є агентами рівня $k-1$;
- агенти, які грають рівноважну стратегію, виходять із загальних знань про раціональність.

Вивчаючи фінансові ринки, Ален Леду застосував концепцію послідовності припущень (higher order beliefs) для вивчення ринку активів; він включив фактор очікувань вищого порядку у теоретичну модель для визначення вартості активів [117]. Наслідуючи результати Тіроля [118], він пояснює цінові бульбашки існуванням недалекоглядних трейдерів. Німарк довів, що вплив очікувань на ціну активу та дисперсію очікувань зменшується зі зростанням рівня очікувань [119].

Щоб дослідити, як рівень очікувань впливає на конкурентоспроможність, Левін, Бернард і Нагель виміряли «аналітичні навички» та «стратегічний інтелект». Для цього вони провели експеримент, який імітував поведінку гравців на висококонкурентному ринку, де теорія передбачає однорідність прибутку. Проте, результати їх спостережень значно варіювалися, деякі гравці отримали значно більший прибуток, ніж інші. Автори дійшли висновку, що «стратегічний інтелект» має велике значення для прибутковості гравця ринку [120].

Дизайн експерименту

Даний експеримент націлений перевірити, як відповіді криптовалютних експертів різняться від відповідей аудиторій, серед яких вже проводили подібні дослідження.

Майданчиком для проведення дослідження стала професійна соціальна мережа LinkedIn, а критерієм відбору – наявність у експерта одного зі слів-маркерів приналежності до індустрії: *blockchain*, *bitcoin*, *cryptocurrency*. Таким чином, до вибірки потрапило 42900 експертів, що розподілились за регіонами так, як наведено нижче:

- Північна Америка – **16300** (Канада, США).
- Західна Європа – **11700** (Австрія, Бельгія, Люксембург, Кіпр, Данія, Фінляндія, Швеція, Норвегія, Франція, Німеччина, Ірландія, Італія, Нідерланди, Іспанія, Португалія, Швейцарія, Сполучене Королівство Великої Британії та Північної Ірландії).
- Азія – **5600** (Китай, Гонконг ОАР Китаю, Південна Корея, Таїланд, Тайвань провінція Китаю, Індія, Японія, Малайзія, Індонезія, Філіппіни, Пакистан, В'єтнам, Бангладеш, Сингапур, Шри-Ланка, Камбоджа, Непал, Монголія, Мальдіви, Лаос).
- Латинська Америка – **3000** (Аргентина, Бразилія, Колумбія, Венесуела, Чилі, Перу, Еквадор, Уругвай, Болівія, Парагвай, Домініканська Республіка, Пуерто-Рико, Тринідад і Тобаго, Ямайка, Гаїті, Багамські Острови, Куба, Мексика, Панама, Коста-Рика, Гватемала, Беліз, Гондурас, Сальвадор, Нікарагуа).
- Східна Європа та Центральна Азія – **4300** (Чехія, Румунія, Угорщина, Словаччина, Словенія, Греція, Болгарія, Сербія, Хорватія, Північна Македонія, Албанія, Чорногорія, Боснія і Герцеговина, Естонія, Латвія, Литва, Польща, Україна, Туреччина, Російська Федерація, Білорусь, Грузія, Казахстан, Вірменія, Азербайджан, Республіка Молдова, Киргизстан, Узбекистан, Таджикистан, Туркменистан).

- Австралія та Океанія – **1000** (Австралія, Нова Зеландія, Папуа-Нова Гвінея, Фіджі).
- Середній Схід – **1000** (Єгипет, Іран, Ірак, Ізраїль, Держава Палестина, Йорданія, Ліван, Сирія, Катар, Кувейт, Бахрейн, Об'єднані Арабські Емірати, Оман, Ємен, Саудівська Аравія).

Зібрана вибірка не обов'язково є репрезентативною, адже популярність мережі LinkedIn нерівномірна, крім цього, в деяких країнах існують свої аналоги LinkedIn (Xing у Німеччині, свої екосистеми існують у Китаї та Японії). На рисунку 3.3 зображене географічне розподілення пошукового інтересу до «LinkedIn» станом на серпень 2019 року.

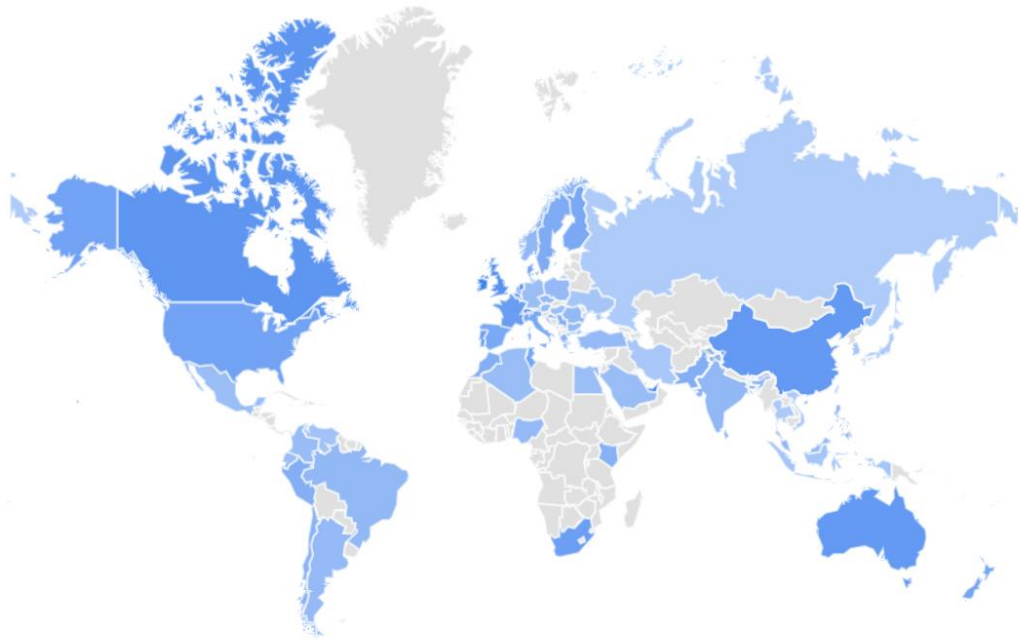


Рис. 3.3 Популярність пошукового запиту «LinkedIn» відносно всіх інших пошукових запитів по кожній країні Джерело: *Google Trends*⁶⁰

Як видно з рисунку вище, LinkedIn більш популярний у країнах Північної Америки та Західної Європи, що підтверджується кількісним розподілом зібраної бази експертів. Відносно велика популярність LinkedIn у пошукових запитах з Китаю дещо упереджена, тому що в Китаї майже не використовується Google.

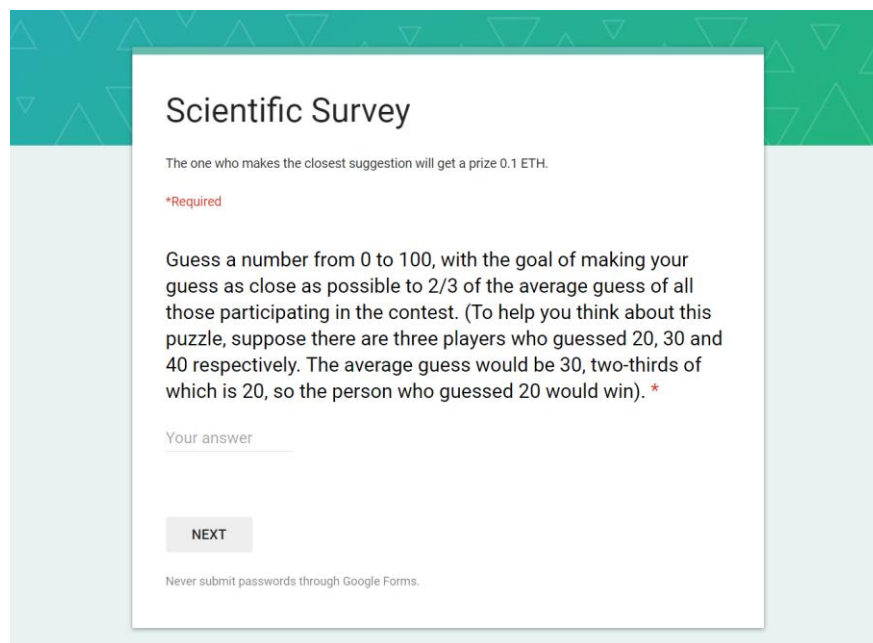
⁶⁰ <https://trends.google.com/trends/explore?q=%2Fm%2F03vgrr>

Експерти отримували повідомлення англійською мовою наступного змісту:

«Привіт, [ім'я]. Я вивчаю думку експертів криптовалютної галузі. Візьми, будь-ласка, участь в опитуванні: [посилання на опитування]. Я сподіваюсь, що результати цього опитування будуть корисні в твоїй роботі. Нагорода за найбільш точну відповідь складає 0.1 ETH [ефіріум]. Дякую і гарного дня!»

Саме опитування проводилося за допомогою інструменту для анкетування Google Forms. Форма містила запитання англійською мовою такого змісту:

«Загадайте число від 0 до 100 таким чином, щоб ваша здогадка була максимально близькою до $\frac{2}{3}$ від середньої здогадки всіх інших учасників опитування. (Для того, щоб допомогти вам обмірковувати цю головоломку: уявіть, що є три гравці, які загадали 20, 30 та 40 відповідно. Середнє у такому разі дорівнюватиме 30, дві третини від цього – 20, тому гравець, що загадав 20, виграв)» (рис. 3.4).



Scientific Survey

The one who makes the closest suggestion will get a prize 0.1 ETH.

*Required

Guess a number from 0 to 100, with the goal of making your guess as close as possible to $\frac{2}{3}$ of the average guess of all those participating in the contest. (To help you think about this puzzle, suppose there are three players who guessed 20, 30 and 40 respectively. The average guess would be 30, two-thirds of which is 20, so the person who guessed 20 would win). *

Your answer

NEXT

Never submit passwords through Google Forms.

Рис. 3.4 Вигляд форми для опитування

Кількість відповідей була обмежена однією, що контролювалось встановленням режиму доступу до опитування через акаунт Google, що, однак,

не виключало використання великої кількості акаунтів, але ознак таких маніпуляцій не було виявлено згодом. Після відповіді на запитання користувачу пропонувалось залишити свою електронну адресу для отримання результатів, без зазначення електронної адреси відповідь не приймалась, однак, нічого не зупиняло користувачів від додавання неіснуючих адрес. Одному користувачеві вдалося якимось чином обійти це обмеження і відповісти без електронної адреси. Згодом, під час розсилання результатів дослідження, лише 7 адрес виявились недійсними. Лист з результатами містив текст такого змісту:

«Привіт, шановний учаснику опитування! Нагадаю, раніше вам поставили запитання: «Загадайте число від 0 до 100 таким чином, щоб ваша здогадка була максимально близькою до 2/3 від середньої здогадки всіх інших учасників опитування». Ми високо цінуємо ваш внесок в експеримент. Ми аплодуємо вашій сміливості відкривати дивні посилання від сторонніх людей на LinkedIn :-). Ми отримали 643 відповіді та готові поділитися результатами. Натисніть тут, щоб переглянути результати та взяти участь у дискусії:[посилання]»

Повідомлення містило посилання з більш детальним описом результатів у пості на форумі BitcoinTalk⁶¹, що також викликало невелику дискусію.

Результати

Загалом було отримано 643 відповіді. Середнє дорівнювало 30,19, дві третини від якого є 20,13. Переможець відповів «20,1», що відрізнило його від 29 інших учасників, які відповіли «20». Розподіл відповідей наведено нижче (рис. 3.5).

⁶¹ <https://bitcointalk.org/index.php?topic=2824215>

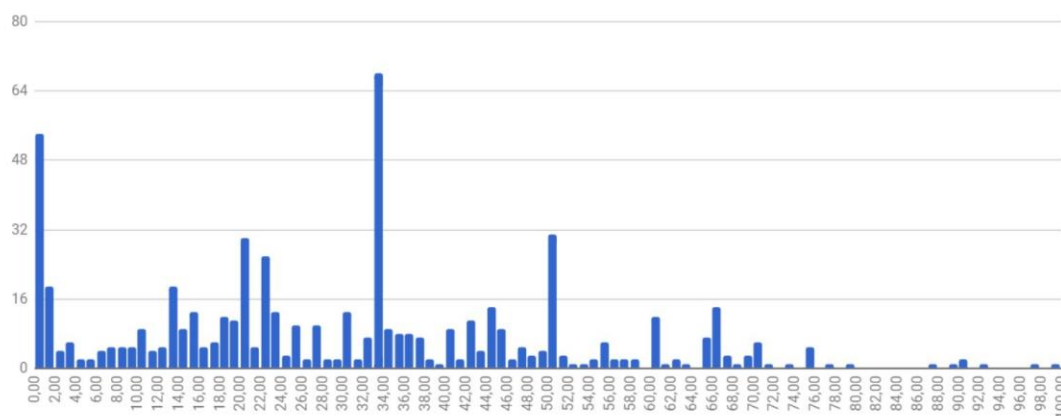


Рис. 3.5 Розподіл відповідей у грі на відгадування серед криптовалютних експертів у LinkedIn

Результати свідчать про те, що більшість учасників є гравцями з першим рівнем рефлексії. Тобто їм притаманна думка про наївність їх колег, адже відповідаючи 33, вони мають на увазі, що всі інші відповідали абсолютно випадково, таким чином сформувавши середнє 50.

Ці результати значно відрізняються від результатів, отриманих Річардом Талером в опитуванні серед читачів газети Financial Times 1996 року, середнє серед відповідей яких склало 18,9, дві третини від якого становлять 12,6, тобто в середньому читачі Financial Times є агентами 2-го рівня.

Причин тому може бути декілька: читачі Financial Times були більш вдумливими у своїх відповідях за криптовалютних експертів на LinkedIn чи то через кращі когнітивні здібності, чи то через більшу потенційну винагороду (2 зворотних квитки до Північної Америки бізнес класом з Лондону, що приблизно еквівалентно 10 тис. дол. на той час); або ж читачі Financial Times вважають своїх колег більш розсудливими, чим це роблять криптовалютні експерти.

Аналіз відкриття електронних листів з оголошенням результатів дослідження підтвердив наявність упередження вибірки в сторону Північної Америки. Загалом з 636 відправлених повідомлень з результатами експерименту (7 не було відправлено взагалі через блокування адрес системою для розсилок MailChimp) листа було відкрито 401 раз 257 унікальними користувачами, з них переважна більшість відкриттів сталася в США (рис. 3.6).

Top locations by opens

	USA	333	85.4%
	Canada	48	12.3%
	Singapore	3	0.8%
	Brazil	1	0.3%
	Switzerland	1	0.3%

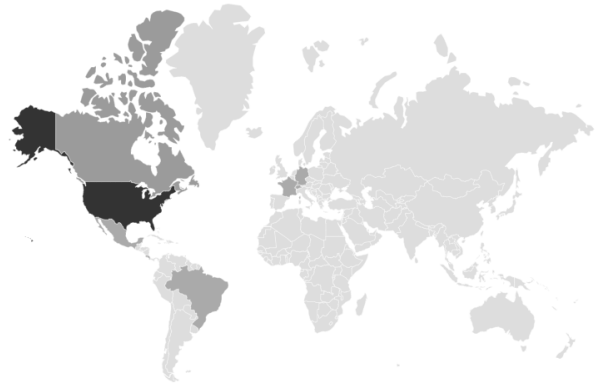


Рис. 3.6 Розподіл випадків відкриття листа з результатами дослідження, розісланого серед усіх учасників, по регіонах

Дизайн експерименту (головним чином, мова комунікацій), метод розсилки, популярність обраного каналу комунікацій (LinkedIn) дозволяють говорити про те, що дослідження проведене у Північній Америці, а не по всьому світові.

Серед можливих практичних питань, на які можуть відповідати подібні дослідження, якщо їх пов'язати з успішністю агентів на фінансових ринках, можна виокремити такі:

- Який рівень абстракції вибрати для того, щоб обіграти своїх колег у трейдингу.
 - Приклад 1. Стало відомо, що в дату X має відбутися деяка подія, яка має справити позитивний вплив на ціну. Купувати чи продавати? Ціна повинна вирости, але ж всі думають аналогічним чином і вже "перекупили" актив. Тож, можливо, краще якраз продати тим, хто вірить в зростання? Або ще на один рівень глибше?
 - Приклад 2. Всі знають, що ціна має зрости до Y. Так сказав дуже відомий аналітик або технічний аналіз. Поставити ордер на продаж на рівні Y? Але ж всі так думають, і ціна до Y ніколи не дійде. Чи може на долар нижче за Y, чи на два?

- Чи є взаємозв'язок між рівнем очікувань взагалі, або ж успіхи трейдерів – виключно випадкова річ.

3.2. Дослідження поведінки трейдерів криптовалют

Оскільки реакція трейдера на ті чи інші новини може бути описана за допомогою моделі когнітивної ієрархії або моделі рівня k (англ. cognitive hierarchy theory або k-level model) [95], у ході дослідження був проведений експеримент, мета якого – встановити взаємозв'язок між прибутковістю трейдерів і рівнем їх очікувань (або рівнем їх рефлексії). Щоб показати цей зв'язок необхідно було знайти біржу, яка одночасно дозволяє комунікувати з користувачами задля можливості ставити питання та збирати статистику угод по кожному з трейдерів.

Для аналізу було зібрано інформацію про транзакції купівлі-продажу криптовалют обсягом близько 715 000 записів. Трейдери, які уклали більше 15 угод протягом досліджуваного періоду, були запрошені взяти участь у грі на відгадування. Мета дослідження – проаналізувати зв'язок між прибутковістю трейдерів та рівнем їх очікувань, спираючись на інформацію про угоди та відповіді у грі на відгадування. Для досягнення мети було поставлено такі завдання:

- зібрати інформацію про торги на біржі протягом певного періоду;
- провести гру на відгадування з трейдерами;
- визначити та описати типи поведінки трейдерів.

Збір та підготовка даних про торгові угоди

Для дослідження було обрано одну з українських бірж криптовалют, BTCTradeUA⁶², яка дозволяє збирати дані про угоди не анонімно, тому ми отримали інформацію про те, хто укладав ту або іншу угоду. І хоча не можливо дізнатись справжнє ім'я трейдера, псевдонім дозволяє ідентифікувати, що саме цей трейдер здійснив саме цю торгову операцію, і в подальшому відтворити історію його торгів. Збір даних було спроектовано у вигляді набору скриптів на

⁶² <https://btc-trade.com.ua>

Python (для кожної з торгових пар), який викликав загальнодоступний API обміну та зберігав дані у базі даних щогодини (див. Додаток Г). Інформація про торгові операції була зібрана протягом 46 днів, у період з 16 грудня 2017 року, 13:49:00 (UTC), по 30 січня 2018 року, 13:49:00 (UTC). На біржі було представлено 17 торгових пар. Упродовж досліджуваного періоду капіталізація ринку криптовалют мала тенденції і до зростання, і до зменшення; це дозволило вивчати поведінку трейдерів у різних обставинах (рис. 3.7).

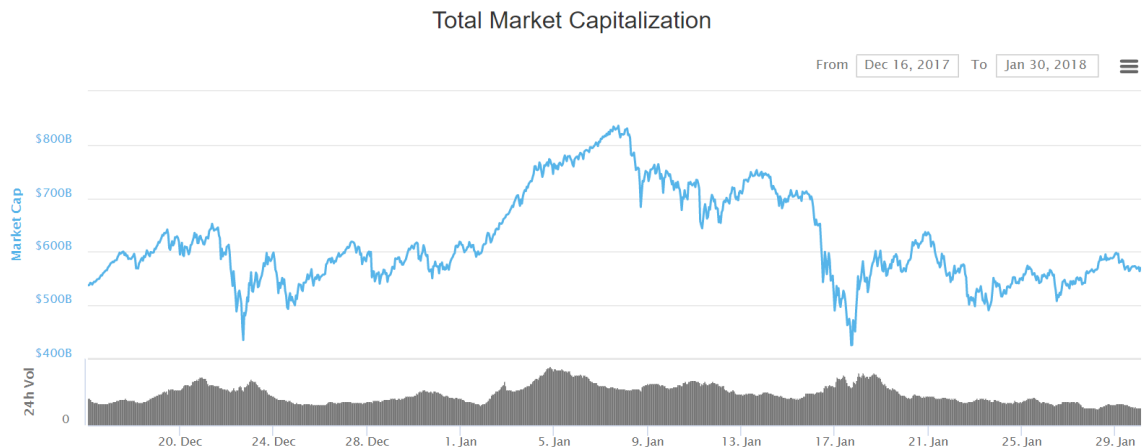


Рис. 3.7 Капіталізація ринку криптовалют у досліджуваний період
Джерело: *coinmarketcap.com*

Зібрана база даних торгових операцій, фрагмент якої зображений на рисунку 3.8, містить близько 715000 записів такої структури:

- ідентифікаційний номер транзакції (`order_id`);
- дата та час транзакції у форматі UTC (`order_date`);
- торгова пара (`symbol`);
- ім'я користувача трейдера (`user_name`);
- тип транзакції – купити або продати (`order_side`);
- сума базової валюти, у даному прикладі – гривня (`amount_base`);
- сума валюти, що торгується, наприклад, біткоїн (`amount_trade`);
- ціна, у даному прикладі, у гривнях за біткоїн (`price`);
- зміна сальдо базової валюти після транзакції (`balance_change_base`);
- зміна сальдо валюти, що торгується, після транзакції (`balance_change_base`);
- сукупний баланс базової валюти угоди (`balance_base`);

- сукупний баланс валюти, з якою виконується торгова дія (balance_trade).

Візьмемо, наприклад, торгову пару BTC/UAH: у цій парі валютою, з якою виконується торгова дія, є біткоїн BTC, а базовою валютою угоди – гривня UAH.

order_id [PK] integer	order_date [PK] timestamp with time zone	symbol [PK] text	user_name [PK] text	order_side text	amount_base double precision	amount_trade double precision	price double precision	balance_change_base double precision	balance_change_trade double precision	balance_base double precision	balance_trade double precision
324223	2017-12-16 15:12:56+02	BTC/UAH	Eq0rkaZ	buy	975.1731	0.001957	498300	-975.1731	0.001957	-975.1731	0.001957
324224	2017-12-16 15:12:56+02	BTC/UAH	bakai	sell	975.1731	0.001957	498300	975.1731	-0.001957	975.1731	-0.001957
324233	2017-12-16 15:13:16+02	BTC/UAH	Undartak	buy	29249.7117	0.058699	498300	-29249.7117	0.058699	-29249.7117	0.058699
324234	2017-12-16 15:13:16+02	BTC/UAH	bakai	sell	29249.7117	0.058699	498300	29249.7117	-0.058699	30224.8848	-0.060656
324235	2017-12-16 15:13:37+02	BTC/UAH	volchono	buy	12630.9084	0.025348	498300	-12630.9084	0.025348	-12630.9084	0.025348
324236	2017-12-16 15:13:37+02	BTC/UAH	bakai	sell	12630.9084	0.025348	498300	12630.9084	-0.025348	42855.7932	-0.086004
324239	2017-12-16 15:14:30+02	BTC/UAH	btcltradr	buy	996.6	0.002	498300	-996.6	0.002	-996.6	0.002
324240	2017-12-16 15:14:30+02	BTC/UAH	bakai	sell	996.6	0.002	498300	996.6	-0.002	43852.3932	-0.088004
324245	2017-12-16 15:14:56+02	BTC/UAH	Vijten	buy	11338.3182	0.022754	498300	-11338.3182	0.022754	-11338.3182	0.022754
324246	2017-12-16 15:14:56+02	BTC/UAH	bakai	sell	11338.3182	0.022754	498300	11338.3182	-0.022754	55190.7114	-0.110758

Рис. 3.8 Фрагмент зібраної бази торгових операцій

Кожна угода представлена двома записами в базі даних, оскільки існує дві сторони угоди – купівля та продаж, тому ми маємо дані про приблизно 357 тис. операцій. Далі ми проаналізували лише тих трейдерів, які здійснили більше 15 операцій протягом досліджуваного періоду (враховуючи всі торгові пари). Таких трейдерів було 2622.

На основі отриманих даних було обчислено ефективність трейдерів. По-перше, всі дані було конвертовано в 1-хвилинне вікно, щоб отримати послідовний та узгоджений часовий ряд. Ціна за кожною з 17 торгових пар була визначена як середньозважене протягом 1 хвилини. Якщо нічого не змінилося за останню хвилину, ціна визначалася як остання відома ціна. Якщо трейдер здійснював більше однієї дії в хвилину, обчислювались лише отримані зміни залишків, тобто сальдо за хвилину.

Для обчислення прибутку трейдера, що може торгувати та володіти сімнадцятьма різними активами, введено загальний еквівалент у базовій валюті, якою є гривня UAH у більшості випадків, (balance_total), що визначається як:

$$balance_total = balance_base + balance_trade \cdot price \quad (3.1)$$

Таким чином, balance_total – це еквівалент базової валюти всіх активів торговця. Прибуток трейдера розраховується як зміна параметра balance_total за період спостереження. Оскільки прибуток можна було б визначити багатьма

способами, слід навести визначення, що використовувалось. Завданням є встановити прибуток від торгівлі, а не від утримання активу чи інвестування. Наприклад, якщо трейдер придбав 1 BTC за 498 300 гривень 16 грудня, а потім продав його за 440 000 гривень 27 грудня і не торгував нічим іншим у вказаний період, отриманий прибуток складе -58 300 гривень. Якби трейдер виконав лише купівлю і не реалізував би продаж, отриманий прибуток дорівнював би 0, незважаючи на будь-які зміни ціни активу, що він утримує. Якщо торговець придбав відносно багато активу, а потім здійснив лише одну відносно невелику операцію з продажу, усі відомі залишки переоцінюються у базовій валюті за ціною активу на момент здійснення останньої торгової угоди за цією торговою парою. Тобто мається на увазі, що, якщо трейдер увійшов в угоду за конкретною ціною, він переоцінив усі свої активи цього типу. Крім `balance_total`, було розраховано наступні показники для кожного користувача та кожної торгової пари:

- прибуток трейдера (`total_profit`);
- коефіцієнт Шарпа (`sh`);
- кількість купівель (`buys_count`);
- кількість продажів (`sells_count`);
- середня сума купівлі (`avg_buy_amount`);
- середня сума продажу (`avg_sell_amount`);
- арбітражний баланс (`arbitrage_balance`).

Де арбітражний баланс – сальдо операцій на біржі, що показує, динаміка купівлі чи динаміка продажу є переважаючою для даного трейдера, і розраховується як:

$$\text{arbitrage_balance} = \text{sells_count} \cdot \text{avg_sell_amount} - \text{buys_count} \cdot \text{avg_buy_amount} \quad (3.2)$$

Інакше кажучи, трейдеру, що використовує біржу як точку входу, тобто лише купує криптовалюту та виводить її чи накопичує, притаманний негативний сумарний арбітражний баланс, та навпаки.

На підставі отриманих даних було розраховано прибутковість трейдерів, для кожного з яких була оцінена узагальнена статистика, яку позначено як «SUM of ...» (табл. 3.2).

Таблиця 3.2

Фрагмент підсумкової статистики по трейдерах

user_name	MOST_FREQUENT_PAIR				SUM_OF_ALL_TRADE_PAIRS			
	most_frequent_pair	total_profit	sh	arbitrage_balance	SUM of buys_count	SUM of sells_count	SUM of total_profit	SUM of arbitrage_balance
user1	ETH/UAH	281272,80	0,18	-727122,30	113	134	413640,26	45758,10
user2	ETH/UAH	272709,90	0,13	-605333,53	152	148	407127,65	490,27
user3	DOGE/UAH	95703,21	0,02	613113,92	181	252	217438,05	29948,88
user4	DOGE/UAH	262086,80	0,06	1086586,93	230	330	144368,37	34971,11
user5	ETH/UAH	71574,67	0,31	-303219,27	49	28	68279,20	151,92
user6	DOGE/UAH	24178,21	0,02	13048,91	82	71	35220,80	18897,68
user7	DOGE/UAH	27439,53	0,07	21084,60	1194	1580	29067,54	26621,53
user8	BTC/UAH	29581,27	0,22	60376,39	121	122	27491,21	624,42
user9	DOGE/UAH	2390,32	0,03	-28028,67	23	22	23908,37	-80086,18
user10	DOGE/UAH	1446,74	0,10	1431,97	60	57	23410,82	12350,45

Попередній аналіз зібраних даних показав, що деякі трейдери просто сліднують за трендами на ринку; є група трейдерів, що використовують так звані методики маркетмейкінгу, скальпінгу (частотний трейдінг), трейдери всередині дня та більш довгострокові трейдери.

Гра на відгадування з трейдерами

Щоб з'ясувати, чи залежить успіх трейдерів від рівня їх очікувань, ми провели гру на відгадування. Запрошення, текст якого зазначений нижче, було надіслано 2622 користувачам біржі:

«Загадайте число від 0 до 100 таким чином, щоб ваша здогадка була максимально близькою до 2/3 від середньої здогадки всіх інших учасників опитування. Винагорода за найбільш точну відповідь становить 10 KRB».

KRB – криптовалюта karbowanec⁶³. 10 KRB дорівнювали \$12–\$16 на момент експерименту. Повідомлення було коротшим ніж, наприклад те, яке використовував Річард Талер у експерименті 2015 р., без додаткового

⁶³ <https://karbowanec.com>

пояснення. Це обумовлено обмеженнями в кількості символів у повідомленнях на біржі.

Було отримано 310 відповідей. Після виключення відповідей, що дублювалися, повторних відповідей (було 4 випадки зміни думки, всі зміни були пов'язані зі зниженням числа, тільки остання відповідь була включена до аналізу), скарг, подяк, неоднозначних відповідей, 273 відповіді було враховано (що складає 10,4% від кількості відправлених повідомлень).

Отже, є 2 групи користувачів:

- «15+ угод» – 2622 користувачі, які здійснили понад 15 торгів протягом досліджуваного періоду (усі торгові пари брались до обліку); їх було запрошено взяти участь у грі на відгадування;
- «респонденти» – 273 користувачі, які прийняли запрошення взяти участь у грі на відгадування, і відповіді яких було враховано.

Описова статистика для кожного з наборів наведена у табл. 3.3. Тут і надалі використовуються такі спрощення у позначеннях: «profit» для «SUM of total_profit», «trades» для «SUM of sells_count» + «SUM of buys_count», «arbitrage» для «SUM of arbitrage_balance».

Таблиця 3.3

Фрагмент підсумкової статистики по трейдерах

Параметр	Статистика	Групи користувачів	
		«15+ угод»	«респонденти»
	<i>N</i>	2622	273
profit	<i>Min</i>	-395525	-80446
	<i>Max</i>	937764	413640
	<i>Average</i>	2051	5870
	<i>St. Dev.</i>	37493	41570
guess	<i>Min</i>	n/a	0
	<i>Max</i>	n/a	100
	<i>Average</i>	n/a	40
	<i>St. Dev.</i>	n/a	24
trades	<i>Min</i>	15	15
	<i>Max</i>	30853	3659
	<i>Average</i>	135	162
	<i>St. Dev.</i>	801	317
arbitrage	<i>Min</i>	-2257324	-472622
	<i>Max</i>	2168419	623708
	<i>Average</i>	2452	-6830
	<i>St. Dev.</i>	151798	85504

Вивчаючи відмінності між умовно повною базою користувачів («15+ торгів») та тими, хто відповів на повідомлення («респонденти»), слід зазначити відсутність користувачів із великою кількістю торгів у групі «респонденти»: ці акаунти могли використовуватись у автоматичному частотному трейдингу, тому вони не мали можливості взяти участь у опитуванні. Крім того, було з'ясовано, що ті, хто відповів, мають майже в 3 рази більший прибуток у середньому (2051 проти 5870) та значно нижчі значення арбітражного балансу (2452 проти -6830) – вони радше продавали цифрові активи протягом досліджуваного періоду.

Розподіл відповідей респондентів наведено нижче (рис. 3.9).

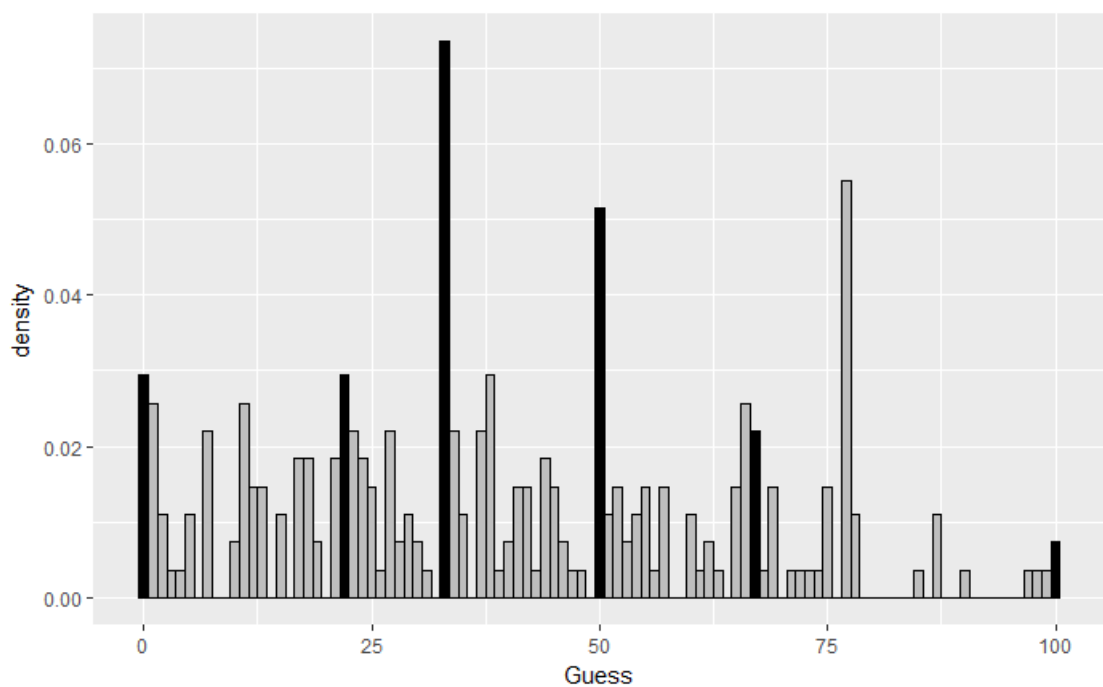


Рис. 3.9 Розподіл відповідей трейдерів з групи «респонденти»

Середнє значення відповідей склало 39,74, виграшне значення – 26,49, що майже на 14 пунктів вище виграшного значення читачів Financial Times – 12,6 (Thaler, 2015). Ця різниця є дещо менш значущою у порівнянні з аудиторією студентів, серед якої виграшною відповіддю було 17,3, та аудиторією читачів Spektrum та Expansion, серед яких 15,3 було виграшною відповіддю (Bosch-Domènech et al., 2002).

В опитуванні визначено шість переможців, які дали відповідь «27». Аналіз результатів гри показав, що більшість учасників мають очікування 1-го рівня,

переможці – другого рівня, на відміну від аудиторії читачів Spektrum, Expansion та Financial Times, агрегованих Нагель як аудиторія читачів газет, які мали другий та третій рівні очікувань відповідно (рис. 3.10).

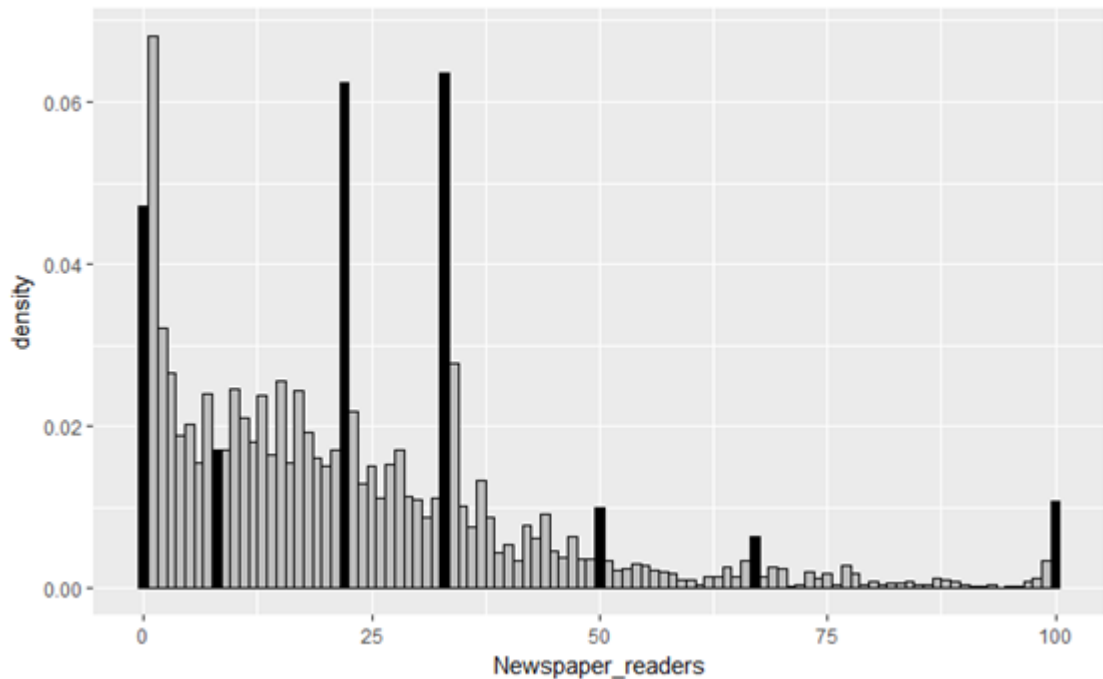


Рис. 3.10 Результати опитування читачів Spektrum, Expansion та Financial Times Джерело: [107]

Незважаючи на те, що щільність відповіді трейдерів експерименту «33» є близькою до 7,2%, що можна порівняти з показником аудиторії студентів (7,7%) та аудиторії читачів газет (6,2%), щільність відповідей наступного рівня значно нижча (2,9% у трейдерів проти 6,2% у читачів газет та 6,6% у студентів). Друга за популярністю відповідь серед трейдерів була «50», її частота в п'ять разів більша за частоту відповідей аудиторії читачів газет і в два рази вища за частоту відповідей студентів. Щільність послідовників стратегії Неша (відповіді, близькі до нуля) найвища серед аудиторії студентів (8,2%), читачів газет (4,8%) і найнижча у трейдерів (3,0%). Густота жартівливих відповідей (близьких до 100) була однаковою (близько 1%) у всіх експериментах (рис. 3.11).

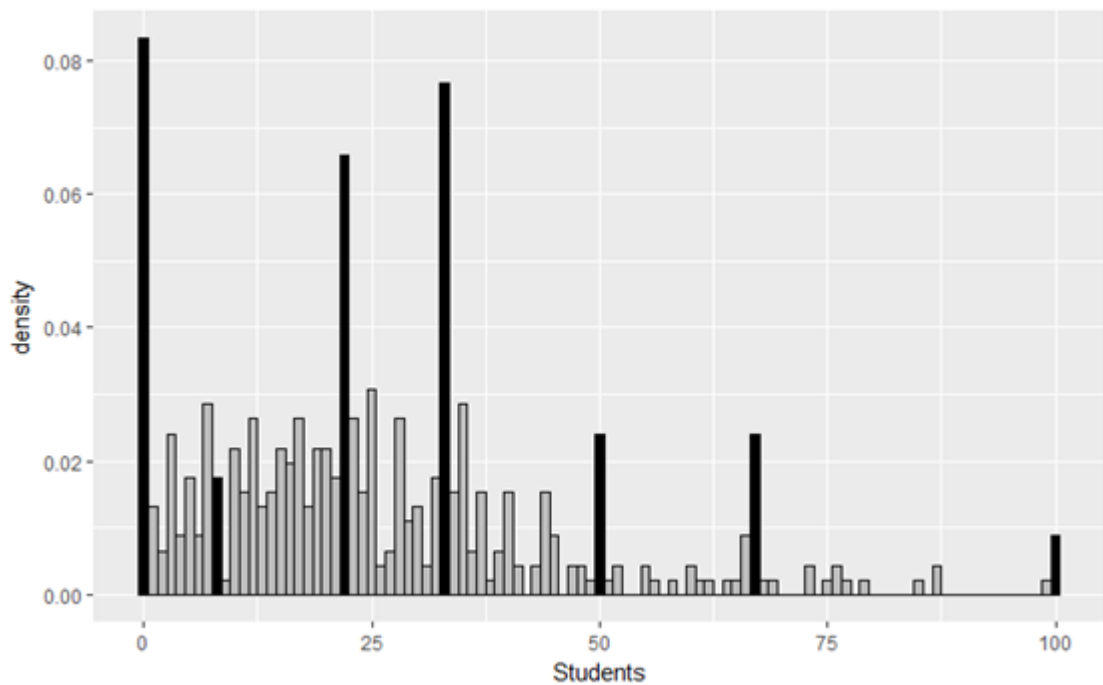


Рис. 3.11 Результати опитування студентів різних ЗВО Джерело: [107]

Також варто уваги, що отриманий результат є більш рівномірним, ніж результати поточного онлайн експерименту The New York Times без винагороди (рис. 3.12).

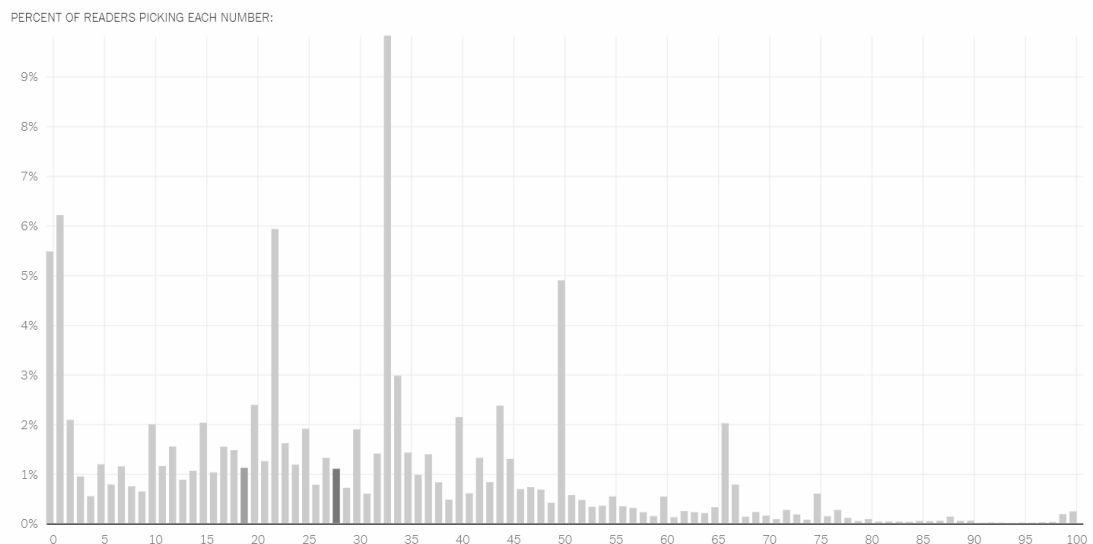


Рис. 3.12 Поточний експеримент The New York Times без винагороди Джерело: [111]

Загалом, відповіді трейдерів розподілено більш рівномірно, ніж результати аудиторних експериментів із аудиторією студентів та читачів газет. Ця різниця може бути частково обумовлена відсутністю додаткового пояснення, що властиво для експериментів Талера, Нагель та The New York

Times: «Щоб допомогти вам, припустимо, що є три гравця, які загадали 20, 30 і 40 відповідно. Середня здогадка складе 30, дві третини з яких становить 20, тобто людина, яка вибрала число 20, переможе». Але питання про наявність зв'язку між прибутковістю трейдерів та рівнем їх очікувань залишається актуальним.

Визначення типів поведінки трейдерів

Для визначення типів поведінки трейдерів було обрано такі параметри:

- загадане число (Guess);
- прибуток трейдера за всіма торговими парами (Profit);
- кількість торгових операцій за всіма торговими парами (Trades);
- арбітражний баланс за всіма торговими парами (Arbitrage).

На перший погляд, здається, немає кореляції між успіхом трейдерів та рівнем їх очікувань (рис. 3.13).

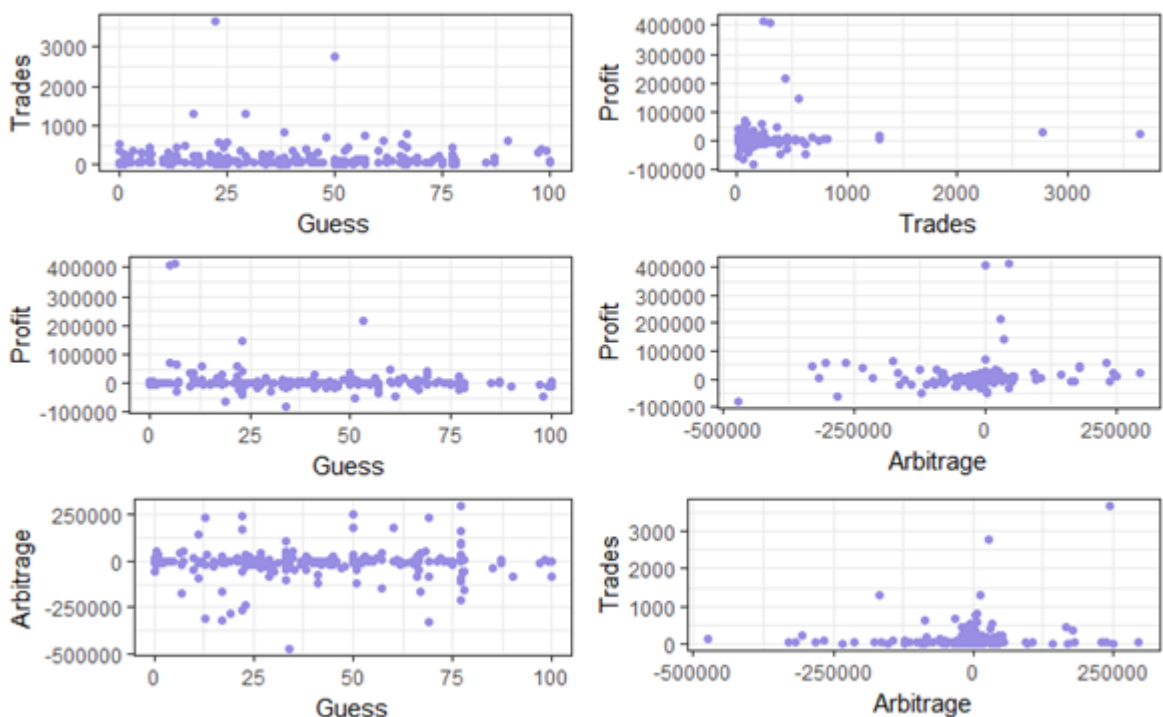


Рис. 3.13 Візуалізація залежності різних характеристик трейдерів

Щоб дізнатися, чи є якісь приховані закономірності в поведінці трейдерів, 272 користувача, які брали участь у грі на відгадування, були згруповані за допомогою ієрархічної кластеризації. Один користувач з надзвичайно високим арбітражним балансом (понад 600 тис. грн.) був виключений із набору даних,

оскільки він міг використовувати біржу лише для купівлі криптовалюти, а не для торгівлі. Для обчислення відстані між кластерами був використаний метод мінімальної дисперсії Варда. Повну дендрограму кластерів представлено на рисунку 3.14.

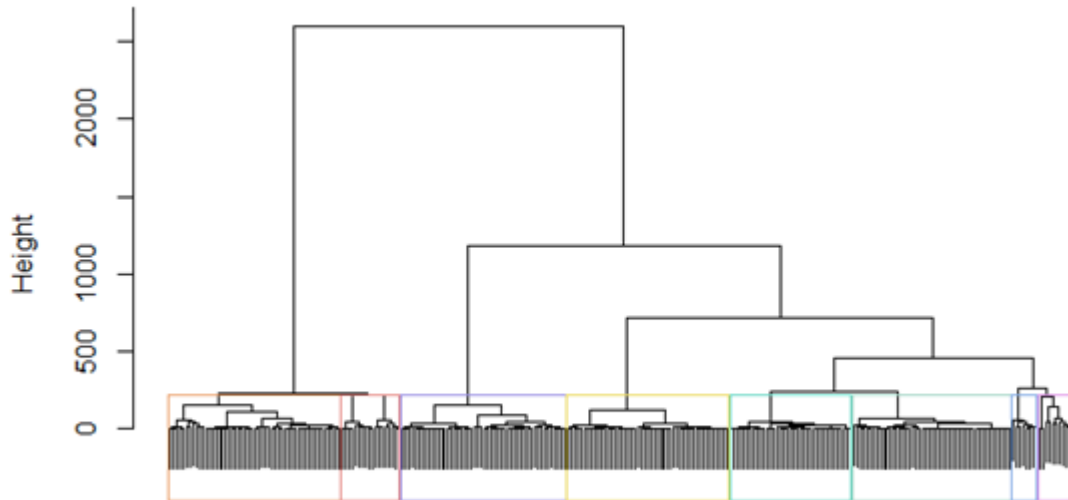


Рис. 3.14 Дендрограма кластеризації трейдерів

Отримане дерево було розділене на вісім кластерів, на основі яких описано 8 типів трейдерів: «жартівники» (18 користувачів), « $\frac{2}{3} \cdot 100$ трейдери» (52 користувачі), «фокальні трейдери» (49 користувачів), «трейдери 1-го рівня» (48 користувачів), «трейдери 2-го рівня» (37 користувачів), «трейдери 3-го рівня» (8 користувачів), «трейдери Неша» (50 користувачів), «професіонали» (10 користувачів).

За винятком «професіоналів» та «трейдерів 3-го рівня», користувачі розподілились більш-менш рівномірно між кластерами. Нижче наведено дендрограму кластеризації з зазначенням основних параметрів кластеризації. 1-й рівень, 2-й рівень, 3-й рівень у назвах кластерів означають рівень очікувань трейдерів; m означає середнє значення; sd означає стандартне відхилення.

- 70 трейдерів
 - «жартівники» (18 користувачів) #1
Guess: $m=82, sd=16$
Profit: $m=3345, sd=20797$
Trades: $m=184, sd=186$
Arbitrage: $m=71441, sd=118863$
 - « $\frac{2}{3} \cdot 100$ трейдери» (52 користувачі) #2
Guess: $m=69, sd=7$

Profit: m=224, sd=14523

Trades: m=146, sd=174

Arbitrage: m=32432, sd=70180

- 202 трейдери
 - «трейдери Неша» (50 користувачів) #7
 - Guess: m=8, sd=6*
 - Profit: m=2714, sd=14724*
 - Trades: m=124, sd=137*
 - Arbitrage: m=9425, sd=48661*
 - 152 трейдери
 - «фокальні трейдери» (49 користувачів) #3
 - Guess: m=49, sd=5*
 - Profit: m= -1307, sd=7950*
 - Trades: m=107, sd=88*
 - Arbitrage: m= -112, sd=16628*
 - 103 трейдери
 - 85 трейдерів
 - «трейдери 1-го рівня» (48 користувачів) #4
 - Guess: m=35, sd=3*
 - Profit: m= 891, sd=9180*
 - Trades: m=89, sd=59*
 - Arbitrage: m= -6995, sd=38642*
 - «трейдери 2-го рівня» (37 користувачів) #5
 - Guess: m=24, sd=3*
 - Profit: m= -1930, sd=10087*
 - Trades: m=128, sd=122*
 - Arbitrage: m= -7278, sd=15700*
 - 18 трейдерів
 - «трейдери 3-го рівня» (8 користувачів) #6
 - Guess: m=18, sd=8*
 - Profit: m= 15251, sd=57181*
 - Trades: m=84, sd=69*
 - Arbitrage: m= -268519, sd=111146*
 - «професіонали» (10 користувачів) #8
 - Guess: m=29, sd=18*
 - Profit: m= 127942, sd=164443*
 - Trades: m=1206, sd=1139*
 - Arbitrage: m= 19960, sd=99987*

Нижче наведено детальну характеристику виявлених кластерів. Залежно від особливості кластеру, використовувалося два різних дескриптори для найбільш типових трейдерів (користувачів з найменшою відстанню до ядра свого кластера):

- для кластерів з високим арбітражним балансом та / або невеликою кількістю торгів: арбітражна таблиця між парами;
- для кластерів з великою кількістю торгів та / або низьким арбітражним балансом: коефіцієнт Шарпа (розраховано для торгової пари, за якою трейдер уклав найбільше угод за період дослідження).

«Жартівники»

Складається з 18 користувачів, яких, наслідуючи термінологію Талера, можна назвати жартівниками. Ці користувачі в середньому відповідали вище 66 – вибір заздалегідь невірний, адже навіть якщо ви думаєте, що всі відповіли 100, то дві третини від 100 – це 66,66, не більше. Арбітражне сальдо цих трейдерів здебільшого є позитивним, а це означає, що більшість з них швидше продавали криптовалюту в досліджуваній період. Прибутки різняться; проте, в середньому вони зробили 3345 грн прибутку. Тож, жартівники насправді не є некомпетентними щодо оцінки своїх колег та розумінні ринку, вони просто не намагалися відповідати або не зрозуміли питання. Найбільш типовий користувач (той, що є найближчим до ядра) цього кластеру відповів 87, здійснив 185 торгів, його загальний прибуток становив -516 грн, арбітраж: 3771 грн. Коефіцієнт Шарпа за торговою парою дорівнює DOGE/UAN -0,01.

« $\frac{2}{3} \cdot 100$ трейдери»

Ці користувачі відповіли близько 66, що дійсно має певну логіку, оскільки 66 – це дві третини від 100, однак, ці відповіді припускають, що всі інші відповіли 100, а це майже неможливо. Вони могли дотримуватися логіки не вибору домінуючої стратегії, або могли просто відповідати випадковим чином те, що перше спало їм на думку. На відміну від трейдерів-жартівників, їх арбітражний баланс негативний – вони купували криптовалюту в досліджуваній період. Прибутки значно різняться, середній прибуток склав 224 грн, що близько до нуля.

«Фокальні трейдери»

Їхніх відповідей було близько п'ятдесяти. Прибутки різняться; однак, є шість трейдерів, які зазнали значних збитків – понад 10 тисяч грн., тому

середнє значення для кластеру негативне. Значення арбітражного балансу та кількість торгів відносно низькі. Користувачі цього кластеру намагалися отримати вигоду від торгівлі між парами (табл. 3.4).

Таблиця 3.4

Статистика крос-парного арбітражу найбільш типових представників кластера «Фокальні трейдери»

user	pair	trades_count	buys_count	sells_count	avg_buy_amount	avg_sell_amount	total_profit	arbitrage_balance	sh
focal – 1	BCH/UAH	2	1	1	713	713	0	0	0,00
focal – 1	BTC/UAH	15	6	9	7002	5325	457	5912	0,39
focal – 1	DOGE/UAH	23	9	14	1994	968	-909	-4396	-0,25
focal – 1	LTC/UAH	19	11	8	3866	4237	14	-8628	0,01
focal – 1	KRB/UAH	47	24	23	1411	1723	726	5768	0,21
focal – 1	DOGE/BTC	1	0	1	0	0	0	0	0,00
focal – 2	XMR/UAH	2	1	1	129	124	-3	-5	0,00
focal – 2	LTC/BTC	4	1	3	0	0	0	0	0,00
focal – 2	DASH/UAH	3	2	1	1207	2255	-158	-159	-0,71
focal – 2	BCH/UAH	4	2	2	1890	1875	-28	-30	-0,27
focal – 2	BTC/UAH	8	2	6	2554	1513	352	3969	0,50
focal – 2	KRB/UAH	127	63	64	798	763	41	-1428	0,01
focal – 2	ETH/UAH	72	34	38	1562	1442	135	1684	0,02
focal – 2	LTC/UAH	82	39	43	1562	1369	-29	-2050	0,00
focal – 2	DOGE/UAH	2	0	2	0	85	-2	170	0,00
focal – 3	DASH/UAH	2	1	1	2139	2196	58	57	0,00
focal – 3	ZEC/UAH	5	3	2	820	1255	52	51	0,19
focal – 3	XMR/UAH	7	4	3	2867	4374	476	1654	0,61
focal – 3	LTC/UAH	31	12	19	912	582	119	114	0,24
focal – 3	ETH/UAH	74	34	40	3551	3235	-67	8650	0,00
focal – 3	DOGE/UAH	91	46	45	1312	1160	-2,681	-8144	-0,09

«Трейдери 1-го рівня»

Користувачі цього кластера в основному є беззбитковими трейдерами з відносно невеликою кількістю угод. Статистика за найбільш прибутковими представниками кластера наведена в табл. 3.5. Найбільш типовий користувач цього кластера відповів «33,33», уклав 103 угоди, заробив 88 грн., його арбітражний баланс – 11 грн. Графік дохідності (balance_total) у порівнянні з котируваннями торгової пари (price), за якою найбільш типовий трейдер цього кластеру уклав найбільше угод, наведено на рисунку 3.15.

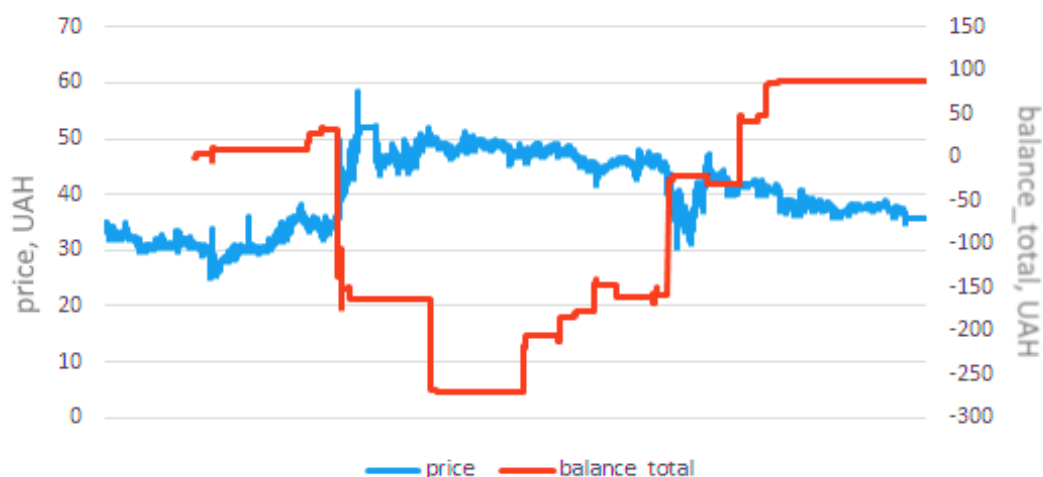


Рис. 3.15 Результати трейдингу найбільш типового представника кластера «Трейдери 1-го рівня» за торговою парою KRB/UAH; прибуток 88 UAH; коефіцієнт Шарпа 0,04

Таблиця 3.5

Статистика крос-парного арбітражу найбільш типових представників кластера «Трейдери 1-го рівня»

user	pair	trades_count	buys_count	sells_count	avg_buy_amount	avg_sell_amount	total_profit	arbitrage_balance	sh
1st level – 1	DOGE/UAH	2	1	1	601	615	12	14	0,00
1st level – 1	BCH/UAH	2	1	1	177	163	-14	-14	0,00
1st level – 1	ETH/UAH	7	3	4	609	457	2	1	0,06
1st level – 1	KRB/UAH	92	43	49	473	416	88	10	0,04
1st level – 2	DASH/UAH	2	1	1	1628	1764	137	136	0,00
1st level – 2	NVC/UAH	2	1	1	465	456	-9	-9	0,00
1st level – 2	ZEC/UAH	11	1	10	1806	330	6	1496	0,00
1st level – 2	SIB/UAH	5	3	2	2037	1099	-327	-3913	-0,52
1st level – 2	LTC/UAH	5	4	1	831	3690	367	365	0,82
1st level – 2	BTC/UAH	16	7	9	2873	2263	282	263	0,10
1st level – 2	KRB/UAH	14	11	3	1867	329	2271	-19546	0,24
1st level – 2	DOGE/UAH	19	11	8	646	3213	-2278	18593	-0,05
1st level – 2	BCH/UAH	1	0	1	0	5004	0	5004	0,00
1st level – 3	NVC/UAH	2	1	1	26	30	4	4	0,00
1st level – 3	BTC/UAH	2	1	1	557	330	-192	-227	0,00
1st level – 3	ETH/UAH	3	1	2	232	249	1	267	0,73
1st level – 3	ZEC/UAH	4	2	2	214	229	31	30	0,88
1st level – 3	ITI/UAH	4	2	2	19	21	3	3	0,59
1st level – 3	BCH/UAH	6	3	3	86	108	-42	66	-0,40
1st level – 3	DASH/UAH	6	4	2	102	89	-23	-230	-0,12
1st level – 3	LTC/UAH	14	8	6	128	143	18	-164	0,09
1st level – 3	DOGE/UAH	31	17	14	31	34	19	-62	0,04
1st level – 3	KRB/UAH	45	23	22	74	78	9	3	0,03

«Трейдери 2-го рівня»

Користувачі цього кластеру – це в основному трейдери на межі беззбитковості чи збиткові. Кластери «Фокальні трейдери» та «Трейдери 2-го рівня» виділяються серед інших негативним значенням середнього прибутку трейдерів. Арбітражний баланс трейдерів 2-го рівня (табл. 3.6) у більшості випадків є дещо негативним, це означає, що вони радше купували криптовалюту протягом періоду дослідження, ніж продавали. Найбільш типовий користувач цього кластеру (закодовано як «2nd level – 4» у таблиці нижче) відповів «22», здійснив 21 угоду, його загальний прибуток становив 273 грн., арбітражний баланс -2753 грн. Оскільки цей користувач здійснив відносно небагато торгів – 21 (що становить 3–12 для кожної пари), графік дохідності не наводиться.

Таблиця 3.6

Статистика крос-парного арбітражу найбільш типових представників кластера «Трейдери 2-го рівня»

user	pair	trades_ count	buys_ count	sells_ count	avg_buy amount	avg_sell amount	total_ profit	arbitrage_ balance	sh
2nd level – 1	ITI/UAH	2	1	1	626	694	68	68	0,00
2nd level – 1	ZEC/UAH	3	1	2	806	426	45	45	0,71
2nd level – 1	BCH/UAH	4	3	1	286	476	-30	-382	-0,16
2nd level – 1	BTC/UAH	5	3	2	1153	1531	39	-395	0,11
2nd level – 1	KRB/UAH	6	3	3	247	251	10	10	0,09
2nd level – 1	LTC/UAH	7	6	1	360	676	-289	-1486	-0,46
2nd level – 1	SIB/UAH	21	13	8	355	502	-73	-598	-0,06
2nd level – 1	DOGE/UAH	80	43	37	414	474	-203	-281	-0,02
2nd level – 2	KRB/UAH	117	50	67	732	587	882	2760	0,18
2nd level – 2	BCH/UAH	65	34	31	1610	1646	-392	-3707	-0,01
2nd level – 3	XMR/UAH	2	1	1	266	246	-20	-20	0,00
2nd level – 3	BTC/UAH	4	2	2	534	549	30	30	0,57
2nd level – 3	NVC/UAH	5	2	3	19	24	0	34	-0,10
2nd level – 3	ETH/UAH	5	2	3	792	658	-39	390	-0,21
2nd level – 3	ZEC/UAH	6	2	4	548	311	-92	147	-0,45
2nd level – 3	BCH/UAH	4	3	1	267	156	285	-644	1,10
2nd level – 3	SIB/UAH	7	5	2	42	101	-8	-8	-0,47
2nd level – 3	KRB/UAH	10	5	5	61	61	3	2	0,08
2nd level – 3	LTC/UAH	23	12	11	410	448	-75	17	-0,16
2nd level – 3	DOGE/UAH	34	22	12	112	127	-339	-940	-0,15

«Трейдери 3-го рівня»

«Трейдери 3-го рівня» - це найменший з описуваних кластерів, до нього увійшли лише 8 трейдерів, тому говорити у термінах середніх значень недоцільно, оскільки значення дуже різняться. Так, трейдери цього кластеру переважно отримували прибуток у досліджуваній період, однак з іншого боку, до кластера входить трейдер, який зазнав найбільших збитків серед трейдерів у досліджуваному наборі даних, -80 446 грн. Серед трейдерів, які опинилися у кластері за результатами кластеризації (що виконувалася за кількома параметрами, одним з яких було загадане число, guess), є дійсно чотири агенти 3-го рівня очікувань, але є три агенти 2-го рівня очікувань і навіть один агент 1-го рівня. Єдине, що, безперечно, є спільним серед усіх представників кластера, це виключно негативний загальний арбітражний баланс (табл. 3.7).

Таблиця 3.7

Статистика крос-парного арбітражу найбільш типових представників кластера «Трейдери 3-го рівня»

user	pair	trades_count	buys_count	sells_count	avg_buy_amount	avg_sell_amount	total_profit	arbitrage_balance	sh
3rd level – 1	LTC/UAH	7	1	6	83	6929	152	41491	0,79
3rd level – 1	BTC/UAH	38	20	18	15376	15230	48684	-33364	0,21
3rd level – 1	ETH/UAH	12	11	1	3634	193	3339	-39782	0,05
3rd level – 1	ZEC/UAH	19	19	0	14432	0	7600	-274202	0,16
3rd level – 1	DASH/UAH	14	0	14	0	2854	1081	39951	0,24
3rd level – 2	LTC/UAH	30	24	6	11881	29417	34358	-108640	0,19
3rd level – 2	NVC/UAH	2	0	2	0	8354	229	16709	0,00
3rd level – 3	KRB/UAH	2	1	1	33	50	18	18	0,00
3rd level – 3	DOGE/BTC	3	3	0	0	0	0	0	0,00
3rd level – 3	BTC/UAH	3	3	0	1475	0	-219	-4426	-0,71
3rd level – 3	DOGE/UAH	47	47	0	2402	0	63913	-112895	0,15
3rd level – 3	LTC/UAH	6	6	0	2886	0	976	-17316	0,35
3rd level – 3	ETH/UAH	9	9	0	4674	0	1445	-42065	0,31

«Трейдери Неша»

Прибуток трейдерів кластера різниться, проте, в середньому є позитивним, арбітражний баланс в середньому також позитивний і дорівнює 9 425 грн. (табл. 3.8). Це означає, що трейдери кластера радше продавали криптовалюту в досліджуваній період, ніж купували. Користувачі цього

кластера здебільшого загадували числа, близькі до нуля (середнє значення параметру guess – 8), де знаходиться рівновага Неша у грі на відгадування, адже тільки якщо абсолютно всі відповіли «нуль», ніхто з раціональних учасників не схоче змінити свою відповідь.

Таблиця 3.8

Статистика крос-парного арбітражу найбільш типових представників кластера «Трейдери Неша»

user	pair	trades_count	buys_count	sells_count	avg_buy_amount	avg_sell_amount	total_profit	arbitrage_balance	sh
nash – 1	SIB/UAH	1	1	0	103	0	0	-103	0,00
nash – 1	BTC/UAH	2	1	1	536	747	-64	211	0,00
nash – 1	DASH/UAH	3	1	2	1000	405	-190	-190	-0,71
nash – 1	ZEC/UAH	8	5	3	488	927	342	341	0,76
nash – 1	BCH/UAH	11	6	5	333	431	-2	159	0,00
nash – 1	DOGE/UAH	24	14	10	417	568	1022	-159	0,37
nash – 1	ETH/UAH	1	0	1	0	962	0	962	0,00
nash – 1	NVC/BTC	1	0	1	0	0	0	0	0,00
nash – 2	DOGE/UAH	22	12	10	912	1188	177	929	0,05
nash – 2	BTC/UAH	1	0	1	0	1042	68	1042	0,00
nash – 3	BTC/UAH	4	2	2	733	2197	115	2927	0,15
nash – 3	DOGE/BTC	12	3	9	0	0	0	0	0,12
nash – 3	DOGE/UAH	49	24	25	1779	1469	-318	-5963	-0,02
nash – 3	KRB/UAH	1	0	1	0	5074	0	5074	0,00

«Професіонали»

Користувачі цього кластера здійснили велику кількість торгів (в середньому по 1206 угод кожний), причому всі вони є прибутковими трейдерами у досліджуваний період. Така кількість угод може вказувати на використання торгових ботів, що здійснюють операції за заданим алгоритмом впродовж всього дня або ж «професіонали» приділяють трейдингу весь свій час. Двоє з них отримали винятковий прибуток понад 400 тис. грн. Їх відповіді сильно різняться від «5» до «53» із середнім показником у 29, отже, у випадку цього кластера параметр guess не став ключовим для кластеризації. Найбільш типовий трейдер (позначено як «prof – 1» у таблиці 3.9) відповів «50», здійснив 2777 операцій, отримав загальний прибуток 29068 грн. Графік дохідності (balance_total) у порівнянні з котируваннями торгової пари (price), за якою

найбільш типовий трейдер цього кластера зробив найбільше угод, наведено на рисунку 3.16.

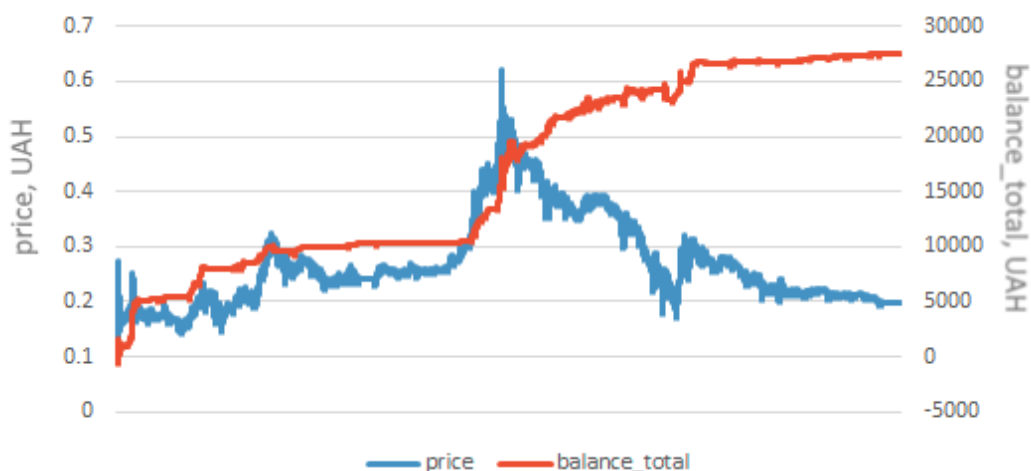


Рис. 3.16 Результати трейдингу найбільш типового представника кластера «Професіонали» за торговою парою DOGE/UAH; прибуток 27440 UAH; коефіцієнт Шарпа 0,07

Таблиця 3.9

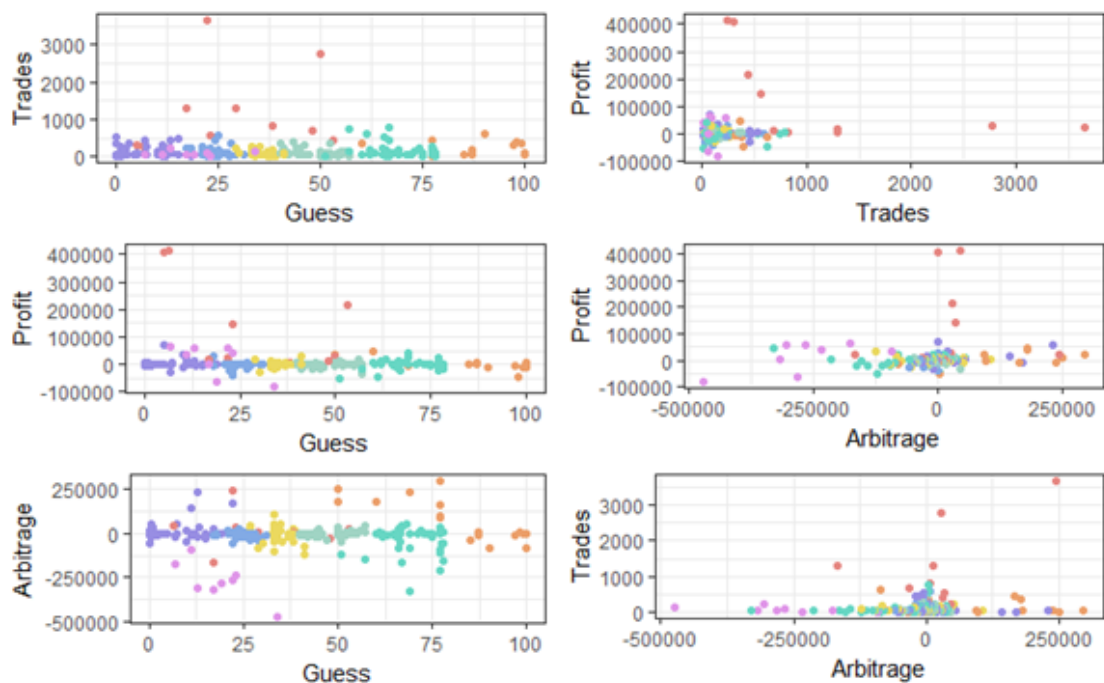
Статистика крос-парного арбітражу найбільш типових представників кластера «Професіонали»

user	pair	trades_count	buys_count	sells_count	avg_buy_amount	avg_sell_amount	total_profit	arbitrage_balance	sh
prof – 1	ITI/UAH	6	2	4	5500	2795	187	182	0,06
prof – 1	BTC/UAH	9	4	5	4986	4806	109	4084	0,56
prof – 1	DOGE/UAH	2666	1145	1521	1983	1507	27440	21085	0,07
prof – 1	BCH/UAH	15	8	7	2310	2617	-155	-164	-0,17
prof – 1	LTC/UAH	78	35	43	3362	2770	1487	1436	0,27
prof – 2	DOGE/UAH	8	5	3	982	1554	-248	-250	-0,62
prof – 2	ETH/UAH	224	127	97	10128	12735	15031	-50999	0,05
prof – 2	KRB/UAH	41	24	17	1898	2691	229	204	0,04
prof – 2	BCH/UAH	185	104	81	4005	5355	-2731	17224	-0,01
prof – 2	BTC/UAH	220	111	109	8745	8912	1107	672	0,01
prof – 3	DASH/UAH	7	3	4	1213	917	33	31	0,26
prof – 3	BTC/UAH	12	5	7	1676	1196	-2	-4	-0,01
prof – 3	BCH/UAH	13	6	7	1467	1258	10	6	0,04
prof – 3	KRB/UAH	18	9	9	550	543	-88	-62	-0,22
prof – 3	ETH/UAH	1021	483	538	1684	1522	5837	5402	0,15
prof – 3	DOGE/UAH	60	23	37	639	553	-2143	5780	-0,12
prof – 3	ZEC/UAH	55	32	23	487	682	111	103	0,25
prof – 3	LTC/UAH	105	53	52	1161	1192	474	445	0,11
prof – 4	BTC/UAH	3659	1795	1864	19988	19379	23806	244396	0,00

Висновки та дискусія

Для аналізу зв'язку між успіхом трейдерів та рівнем їх рефлексії застосовувались методи експериментальної економіки та машинного навчання. Було зібрано інформацію про виконані ордери на криптовалютній біржі в період з 16 грудня 2017 року по 30 січня 2018 року та проведено гру на відгадування з трейдерами.

Базуючись на відповідях трейдерів у грі на відгадування та статистиці по їх трейдингу, було виділено вісім кластерів, зокрема, «Жартівники», « $\frac{2}{3} \cdot 100$ трейдери», «Фокальні трейдери», «Трейдери 1-го рівня», «Трейдери 2-го рівня», «Трейдери 3-го рівня», «Трейдери Неша» та «Професіонали». Нижче наведено зв'язок параметрів трейдерів з відповіддю у грі на відгадування, що дозволяє простежити деякі закономірності у поведінці трейдерів (рис. 3.17).



1	Жартівники	5	Трейдери 2-го рівня
2	$\frac{2}{3} \cdot 100$ трейдери	6	Трейдери 3-го рівня
3	Фокальні трейдери	7	Трейдери Неша
4	Трейдери 1-го рівня	8	Професіонали

Рис. 3.17 Візуалізація залежності різних характеристик трейдерів з індикацією приналежності до кластерів

Аналіз результатів кластеризації показав, що в цілому трейдери з рефлексією вищого порядку, як правило, більш прибуткові, ніж їх колеги. Але, наприклад, представники кластера «Трейдери Неша», що давали відповіді, близькі до нуля, виявилися хоча і прибутковими в середньому, але поступились у цьому показнику «Професіоналам», «Трейдерам 3-го рівня» і навіть «Жартівникам». Це пояснюється тим, що успішність у грі на відгадування, «конкурсі краси» Кейнса і, з рештою, торгівлі на біржі, насамперед, зумовлена правильною оцінкою дій інших гравців, а не знанням рівноваги Неша. Результуюча статистика за кластерами наведена в табл. 3.10.

Таблиця 3.10

Порівняльна таблиця кластерів

		Кластер							
Параметр	Статистика	1	2	3	4	5	6	7	8
	<i>N</i>	18	52	49	48	37	8	50	10
profit	<i>Min</i>	-46568	-48424	-32405	-28060	-37207	-80446	-29196	4233
	<i>Max</i>	48872	44631	18466	32772	27491	66133	68279	413640
	<i>Average</i>	3345	224	-1307	891	-1930	15251	2714	127942
	<i>St. Dev.</i>	20797	14523	7950	9180	10087	57181	14714	164443
guess	<i>Min</i>	50	51	40	27	17	7	0	5
	<i>Max</i>	100	78	57	41	31	34	22	53
	<i>Average</i>	82	69	49	35	24	18	8	29
	<i>St. Dev.</i>	16	7	5	3	3	8	6	18
trades	<i>Min</i>	23	7	24	15	18	9	13	247
	<i>Max</i>	622	787	384	253	584	218	530	3659
	<i>Average</i>	184	146	107	89	128	84	124	1206
	<i>St. Dev.</i>	186	174	88	59	122	69	137	1139
arbitrage	<i>Min</i>	-85025	-329980	-49205	-123545	-58572	-472622	-52793	-167430
	<i>Max</i>	296535	53838	44841	105267	29583	-91932	230028	244396
	<i>Average</i>	71441	-32432	-112	-6995	-7278	-268519	9425	19960
	<i>St. Dev.</i>	118863	70180	16628	38642	15700	111146	48661	99987

Це дослідження дозволило наблизитися до розуміння рівня очікувань гравців ринку, що є важливим фактором у торгівлі. Результати можуть бути корисні для розробки теоретичних та емпіричних моделей прогнозування ринку і спонукають замислитися над сприйняттям публічних та приватних сигналів трейдерів та їх впливом на динаміку ринку.

Хоча у процесі дослідження було визначено рівні очікувань гравців ринку, але, на відміну від інших досліджень [120] на цю тему, не було досліджено рівень знань трейдерів, їх когнітивні здібності, досвід, ставлення до ризику тощо, тож поки що рано робити висновки щодо причинно-наслідкових зв'язків між прибутковістю трейдерів криптовалют та особливостями їх поведінки. Причиною цього є обмеження у кількості символів у повідомленні, що можна надіслати трейдерам на криптовалютній біржі, крім цього, увага трейдерів обмежена. Наразі розглядається можливість проведення більш ґрунтовного опитування та тестування трейдерів, але, крім технічних та мотиваційних складнощів, є ще фактор упередженості вибірки: навіть у поточному експерименті спостерігалися різні характеристики для більш великої групи користувачів «15+ угод» та менш численної групи «респонденти», базуючись на відповідях яких проводився аналіз.

3.3. Моделювання часового ряду ціни біткоіна

Інвестор або трейдер, здійснюючи операцію, так чи інакше спирається на новини та загальний інформаційний фон навколо активу, а не тільки на об'єктивні дані, як-то прибутковість, виплачені дивіденди чи фінансовий звіт за останній рік. Для біткоіна ж, ціна на який формується виключно виходячи з балансу попиту та пропозиції, поточну ціну можна вважати результатом суперечки інформованих покупців і продавців. Тож аналіз інформаційного фону навколо досліджуваного активу є важливою складовою у підготовці до моделювання часового ряду ціни, питання лише в тому, як відокремити реакцію на вже минулі події і складову, яка впливає на майбутні зміни в ціні.

Основу цієї моделі склали положення концепції поведінкових фінансів, в рамках якої передбачається, що поведінка інвесторів і трейдерів ірраціональна, а характер інвестиційних рішень в істотній мірі залежить від психологічних факторів (дослідження Вернона Сміта та Деніела Канемана в цій області відзначені Нобелівською премією 2002 р.). Найбільш важливими з цих факторів для цього дослідження є ефекти інформаційного каскаду (чутливість

економічних суб'єктів до сторонніх думок), консерватизму (уповільнена зміна суб'єктами своїх переконань під впливом нової інформації), та надреакції (надмірна реакція на інформацію).

Передумови

Як було показано у Розділі 1, існуючі моделі ціни біткоіна базуються на фактуальній інформації і не так багато досліджень розглядають поведінкові моделі економічних агентів, що приймають рішення про купівлю чи продаж криптовалюти. Агенти ринку криптовалют приймають рішення, в тому числі, базуючись на новинному контенті та своїх суб'єктивних судженнях про ринок, включаючи сентименти, які вони отримують із соціальних мереж.

Проблеми прогнозування фінансових показників на основі аналізу контенту, що генерують користувачі, розглядаються у низці наукових робіт [121], [122], [123], [124], [125], [126].

Зокрема, в статті Боллен та ін. (2011 р.) «Twitter mood predicts the stock market» [124] описується предиктивна модель часового ряду індексу Dow Jones Industrial Average, що базується на аналізі настроїв користувачів у записах в Twitter на задану тему. Однак, отримані Болленом та ін. результати були небезпідставно розкритиковані [122] і не підтвердилися на іншому часовому проміжку.

Можливість прогнозування біржових індексів за частотою згадування пов'язаних ключових слів у твітах (твіт – запис у мікроблозі Twitter), що виражають емоції, аналізувалася в роботах [125] та [121]. Згідно з їхніми дослідженнями, найбільш значущими виявилися слова-маркери надії та страху. У роботі [125] розраховувалися кореляції між цінами акцій, обсягом торгів і активністю в сервісі Twitter. Для аналізу використовувалися графи «автор-твіт-посилання», які будувалися для денної вибірки. У [121] аналізували думки з годинною дискретністю. Було показано, що зміні емоційного забарвлення твітів передуює зміна вартості акцій відповідної компанії.

Метою даного моделювання є розробка методики та комплексу моделей прогнозування курсу біткоїна на основі аналізу об'єктивного (фактуального) та суб'єктивного (концептуального) контенту. Схема моделювання часового ряду біткоїна наведена у табл. 3.11.

Таблиця 3.11

Схема моделювання часового ряду ціни біткоїна

Збір даних		
Динаміка курсу біткоіна Отримання котирувань з blockchain.com	Дата майнінг: фактуальний контент тематичні статті новинного порталу CoinDesk	Дата майнінг: концептуальний контент пости користувачів Twitter на задану тему
	Формування БД новин - заголовок статті - текст новини - дата та час публікації - теги до новини	Формування БД твітів - текст твіту - дата публікації - ім'я автора - ідентифікатор автора - кількість ретвітів - геопозначка - активні посилання в тексті
Попередній аналіз даних		
Дослідження характеристик часового ряду ціни біткоіна	Аналіз новин за допомогою тематичних словників - SentiWordNet - LoughranMcDonald dictionary - Harvard IV-4 dictionary	Аналіз тональності твітів - Profile of Mood States, POMS - Opinion Finder - SentiStrength
	Формування фактуальних екзогенних змінних - Латентно-семантичний аналіз - Словник очікувань	Формування концептуальних екзогенних змінних 6 базових емотивних вимірів 2 додатк. виміри: calm, anxious
	Первинний відбір факторів моделі Казуальність за Гренджером	
Моделювання динаміки валютного курсу		
Моделювання з використанням нейронних мереж		
Формування навчальних пар - Формування множини входів - Вихід – значення курсу		
Тестування різних архітектур нейронної мережі - Мережі прямого розповсюдження сигналу - Рекурентні мережі		
Аналіз адекватності моделей, вибір групи найбільш перспективних		

Моделювання

Для побудови та верифікації комплексу моделей обрано проміжок часу тривалістю в два роки з 21.06.2014р. по 21.06.2016 р. Цей інтервал включає проміжки з тривалими трендами обох напрямів (рис. 3.18).



Рис. 3.18 Динаміка курсу BTC / USD у досліджуваний період
Джерело: *blockchain.com*

Для прогнозування динаміки BTC на основі аналізу думок користувачів використовувалася інформація двох типів: фактуальна і концептуальна. Джерелом фактуальної інформації обрано тематичні статті спеціалізованих новинних порталів, джерелом концептуальної – записи користувачів у мікроблогах.

Аналіз фактуальної інформації

Було зібрано базу новинних статей, агрегованих ресурсами Coindesk і CryptoCoinNews. Зберігалися:

- заголовок статті;
- текст новини;

- дата і час публікації;
- теги до новини за наявності.

На ресурсі Coindesk⁶⁴ у період з 1 квітня 2013 року по 24 червня 2016 року було опубліковано 6186 новин (табл. 3.12), а на ресурсі CryptoCoinNews⁶⁵ у період з 16 вересня 2013 року по 24 червня 2016 року – 5188. Здебільшого новинні ресурси публікують інформацію про одні й ті ж самі події, тож немає сенсу формувати екзогенні змінні моделі на основі даних, отриманих з двох ресурсів. У подальшому перевага була надана даним ресурсу Coindesk через більшу повноту, тож база даних новинних статей була зібрана на основі інформації, що агрегована цим порталом.

Таблиця 3.12

Фрагмент бази даних тематичних новин

Посилання на статтю	Анотація	Дата	Текст	Теги
http://www.coin...	San Francisco-based...	2016-06-28...	San Francisco-based digital currency exchange Krak...	Acquisitions, Clever...
http://www.coin...		2016-06-27...	ItBit is considering whether to add support for et...	Ether, Ethereum, itB...
http://www.coin...	Momentum around the...	2016-06-27...	Friendly regulatory policies were rapidly turning ...	Brexit, Europe, UK...
http://www.coin...	The owner of a bitc...	2016-06-27...	A bitcoin investment firm led by two former JPMorg...	Brexit, Prices...
http://www.coin...	A bitcoin exchange ...	2016-06-27...	A bitcoin exchange startup based in Singapore has ...	Asia, Funding, Inves...
http://www.coin...	IBM's Martin Hagels...	2016-06-26...	Martin Hagelstrom is a bitcoin enthusiast, project...	Digital Wallets, Pay...
http://www.coin...	Freemit co-founder ...	2016-06-26...	Richard Svinkin is co-founder and COO at bitcoin r...	Exchanges, Wallets...
http://www.coin...	Blockchain strategi...	2016-06-25...	David Siegel is a blockchain strategist and speake...	Ethereum, The DAO...
http://www.coin...	Confused about Ethe...	2016-06-25...	Jacob Eliosoff is a computer programmer who has al...	Counterparty, Ethere...
http://www.coin...	Bitcoin and ether p...	2016-06-24...	Bitcoin and ether prices rode a rollercoaster duri...	Brexit, Ethereum, Ma...

⁶⁴ <https://www.coindesk.com/>

⁶⁵ <https://www.ccn.com/>

Отримана текстуальна інформація була оброблена задля формування таблиці частоти зустрічання кожного унікального слова по кожному дню. Слова підлягали стемінгу за алгоритмом Портера – обрізці закінчень з метою об'єднати в одну групу однокореневі слова та форми однини і множини (табл. 3.13).

Таблиця 3.13

Приклад стемінгу слів

Стемована частина	Приклади оригінальних слів
currenc	currency, currencies
digit	digit, digital, digitalisation
exchang	exchange, exchanging, exchangable
bank	bank, banking
payment	payment, payments
servic	service, servicable
technolog	technology, technologies, technological
transact	transaction, transactions, transactional
develop	develop, developing, development
govern	govern, government, governing

Для формування фактуальних екзогенних змінних були досліджені групи слів, що використовувались спільно в багатьох новинах. Для цього було проведено латентно-семантичний аналіз – таблиця частотності піддавалася сингулярному розкладанню. Два перших сингулярних вектори розглядалися як координати слова на площині. Отриману карту було проаналізовано методом ієрархічної агломеративної кластеризації («Метод ієрархічної агломеративної кластеризації», 2016 р.), в результаті чого виділено 14 однорідних груп (рис. 3.19).

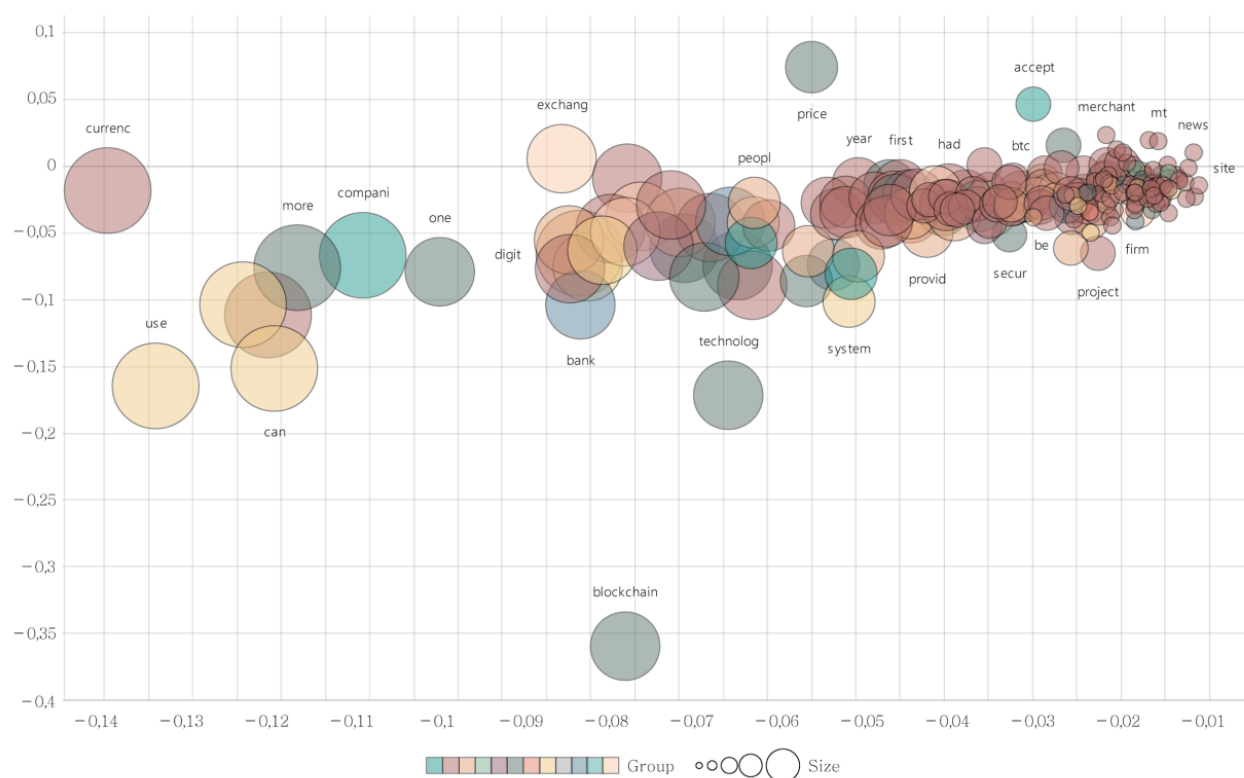


Рис. 3.19 Результати латентно-семантичного аналізу. Площа круга, що відповідає слову на карті, пропорційна частоті його появи в текстах

Згідно з тестом казуальності Гренджера (табл. 3.14), лише три (назвемо їх *infrastructure*, *activity*, *dissemination*) з чотирнадцяти однорідних груп слів-маркерів виявилися значущими. На їх основі були побудовані динамічні ряди частотності відповідних слів. Гіпотеза, що перевірялася: «X не є причиною зміни Y по Гренджеру», де X – часовий ряд частотності зустрічання слів кожної з чотирнадцяти отриманих груп після застосування ієрархічної агломеративної кластеризації, Y – часовий ряд ціни біткоіна.

Таблиця 3.14

Результати тесту Гренджера для виявлених груп слів-маркерів

	p-value для гіпотези, що перевіряється для часового ряду частотності зустрічання груп слів з різними лагами				
Група слів	lag 01	lag 02	lag 03	lag 04	lag 05
1	2	3	4	5	6
#10 «Dissemination»	0,0365	0,0533	0,1195	0,1153	0,145
#7 «Activity»	0,905	0,0621	0,1018	0,0214	0,032
#1 «Infrastructure»	0,3244	0,0564	0,1008	0,1361	0,167
#12	0,9393	0,2652	0,2471	0,044	0,0754

Продовження таблиці 3.14

1	2	3	4	5	6
#5	0,1745	0,4113	0,6116	0,7377	0,0979
#4	0,2925	0,184	0,3464	0,3582	0,4907
#8	0,9093	0,2485	0,4102	0,324	0,4296
#6	0,2541	0,2742	0,4691	0,5797	0,7293
#14	0,9693	0,3216	0,4507	0,5397	0,5496
#2	0,5851	0,5963	0,7714	0,7308	0,707
#13	0,4999	0,8052	0,9262	0,7976	0,8868
#3	0,626	0,8526	0,9407	0,8068	0,7596
#9	0,7728	0,9467	0,9562	0,9723	0,9902

Перед кластеризацією проводилось видалення з бази даних незначущих службових слів, як-то артиклі, частки, допоміжні дієслова. Група слів #11 містила лише одне слово «amp», що використовуються у HTML для позначення амперсанду, а група #14 містила лише одне слово «driven», частотності використання якого недостатньо для надійних кореляційних тестів, тому ці 2 групи слів було виключено з аналізу. Склад кластерів, що були визнані значущими за результатами тесту казуальності Гренджера, наведено нижче:

- **Infrastructure (#1):** atm, devic, foundat, machin, use;
- **Activity (#7):** activ, busi, like, merchant, month, tax;
- **Dissemination (#10):** card, china, compani.

Крім цього, була перевірена наївна гіпотеза про казуальність частотності зустрічання всіх слів, тобто просто часовий ряд кількості новин, виражений у кількості слів (табл. 3.15). За результатами тесту гіпотезу про відсутність причинності не можна відкинути.

Таблиця 3.15

Результати тесту Гренджера для групи всіх слів

Група слів	lag 01	lag 02	lag 03	lag 04	lag 05
Всі слова	0,3158	0,1755	0,3517	0,4931	0,4446

Окрім перевірки значущості виявлених груп слів, у рамках перевірки гіпотези «неважливо, про що говорять новинні статті, головне – наскільки очікувана та чи інша подія» був складений словник слів, що використовуються

для висловлення надій та очікувань: *future, next, following, tomorrow, shall, should, could, might, must, will, going to, expect*, anticipat*, predict*, look/s/ing for, look/s/ing to, wait/s/ing, look/s/ing forward, hope/s, go/s/ing for* (стемовані слова позначено «*», різні варіанти закінчень позначено через «/»).

Входження слів не зараховувалося, якщо вони зустрічалися спільно зі словами, що позначають заперечення: *no, not, not so, not enough, n't, n't, neither, never, no one, nobody, none, nor, nothing, nowhere, hardly, barely*. Отриманий часовий ряд отримав назву «ехрест».

В результаті тесту Гренджера гіпотезу про відсутність причинності було відкинуто (табл. 3.16). Таким чином, список фактуальних екзогенних змінних було розширено за рахунок змінної ехрест.

Таблиця 3.16

Результати тесту Гренджера для групи слів, що використовуються для висловлення надій та очікувань

Група слів	lag 01	lag 02	lag 03	lag 04	lag 05
Ехрест	0,2854	0,2828	0,045	0,0351	0,0321

Аналіз суб'єктивного контенту

Для аналізу суб'єктивного контенту збиралася вибірка твітів користувачів з 21.06.2014 р. по 21.06.2016 р. – було проімітовано запит анонімного користувача до служби розширеного пошуку Twitter. Ця служба дозволяє задати пошуковий запит, діапазон дат і мову твітів. Інші можливості, такі, як пошук твітів певних авторів, не використовувалися. Пошук проводився тільки серед англомовних твітів за пошуковим запитом «BTC» або «bitcoin». У результатах пошуку містяться записи, що включають хоча б одне з заданих слів. За вказаний період в базі було збережено близько 15 млн. твітів; твіти, які є ретвітами, зберігалися в базі повторно. Структура бази даних наведена в табл. 3.17.

Фрагмент бази даних тематичних твітів

Ідентифікатор твіту	Дата та час	Автор	Автор	Текст	К-сть ретвіт.	Локація	Посилання
73667...	Sun May 29...	14558...	rogerk...	Bitcoin is not a currency, but ...	3	South East...	https://twit...
73671...	Sun May 29...	45722...	world...	Update: Bitcoin value is up \$67 ...	0	Wisconsin, USA...	
73989...	Mon Jun 06...	45722...	AlppIsi...	Update: Bitcoin is now up \$123...	0	Wisconsin, USA...	
74060...	Wed Jun 08...	11256...	Ferhad...	Canadian university buckles and ...	1	Wisconsin, USA...	http://thene...
74248...	Tue Jun 14...	45722...	berraku...	Nothing makes me prouder than ma...	0	Wisconsin, USA...	
74258...	Tue Jun 14...	11256...	35bi...	Ransomware Thieves Cost Canada U...	0	Wisconsin, USA...	https://news...
74473...	Mon Jun 20...	15664...	kworks...	Why don't Venezuelans just switch...	0	Wisconsin, USA...	...
74364...	Fri Jun 17...	43363...	istanbu...	@haydentiff But for understandable...	1	Winnipeg, Manitoba...	...
73848...	Fri Jun 03...	14839...	AlppIsi...	@davatron5000 bitcoin two factor ...	0	Windsor Road...	...
73849...	Fri Jun 03...	16756...	AlppIsi...	Bitcoin is like Microsoft in the...	2	Wilson, NC...	...

На початковому етапі твіти досліджувалися на основі одновимірної шкали «негативно – позитивно». Для цього використовувались інструменти, що дозволяють оцінювати полярність текстів: Opinion Finder (Wilson, Hoffmann, Somasundaran, Kessler, Wiebe (2005)) та SentiStrength (Thelwall, Buckley, Paltoglou, Cai (2010)). Аналіз казуальності отриманих показників по Гренджеру показав, що їх недоцільно використовувати для побудови моделей. Тому для подальшого аналізу був застосований психометричний інструмент Profile of Mood States, POMS (Pollock, Cho, Reker, Volavka (1979)), доповнений двома додатковими емотивними вимірами (calm, anxiety) відповідно до результатів, отриманих Bollen et al. (2010). Результуючий список емотивних вимірів: tension (напруга), depression (депресія), anger (гнів), fatigue (втома), activity (діяльність), confusion (розгубленість), calm (спокій), anxiety (тривожність).

В статті Bollen, Mao, Zeng (2010) описується метод розширення оригінального списку з 65 прикметників до більш ніж 900 слів за допомогою n-грам Google⁶⁶, однак, відтворити цей результат не вдалося, тому словники POMS були розширені синонімами зі словника WordNet. На основі розширеного словника зібрана база твітів була розкладена на емотивні вимірювання, та для кожного з них була перевірена гіпотеза про його вплив на курс біткоіна. В результаті аналізу казуальності за Гренджером тільки дві концептуальних змінних – calm та confusion – виявилися значущими (табл. 3.18).

Таблиця 3.18

Результати тесту Грейнджера для емотивних змінних

	p-value для гіпотези, що перевіряється для часового ряду частотності зустрічання груп слів з різними лагами				
Група слів	lag 01	lag 02	lag 03	lag 04	lag 05
Vigour	0,1652	0,355	0,5175	0,6824	0,7355
Tension	0,4405	0,4845	0,599	0,6808	0,81
Fatigue	0,1795	0,4358	0,2624	0,4252	0,4573
Depression	0,5994	0,2935	0,2426	0,4238	0,5392
Confusion	0,1875	0,0993	0,2004	0,2949	0,3926
Calm	0,7036	0,009	0,0197	0,0307	0,0111
Anxiety	0,7718	0,6057	0,4489	0,5414	0,5705
Anger	0,4172	0,6116	0,6008	0,8592	0,8303

Таким чином, на основі аналізу новинних стрічок та твітів було сформовано множину екзогенних змінних моделі: чотири фактуальні – infrastructure, activity, dissemination та expect, а також дві концептуальні – calm та confusion. На їх основі було поставлено завдання прогнозування курсу BTC з використанням об'єктивного та суб'єктивного контенту.

Нейромережеве моделювання

Штучні нейронні мережі – розподілені обчислювальні системи, здатні до адаптивного навчання шляхом реакції на зовнішні впливи. Цей напрям інспіровано паралелями з нейрофізіології – в першому наближенні нейронні мережі імітують роботу мозку, але вони не є ідентичними. Нейронні мережі

⁶⁶ <https://books.google.com/ngrams>

складаються з одного або декількох шарів штучних нейронів, які імітують властивості біологічного нейрона. На вхід штучного нейрона надходять деякі сигнали, кожен з яких є виходом іншого нейрона. Кожен вхід множиться на відповідну вагу (аналогія із синаптичною силою), і всі добутки підсумовуються, ця сума передається на спеціальну функцію активації, виходи якої зазвичай є дискретними чи наближеними до таких. Отже, в основі мережі лежить елементарний перетворювач, що називається штучним нейроном. Найрозповсюдженішими функціями активації є гіперболічний тангенс, логістична функція, лінійна функція (застосовується для тих моделей мереж, де не потрібне послідовне з'єднання шарів нейронів один за одним) та проста сходи́нка – функція, що приймає значення 0 чи 1 в залежності від того, чи перевищує число на вході заданий бар'єр активації, немає першої похідної, що ускладнює застосування градієнтних методів для навчання.

Незважаючи на досить поверхневу подібність, штучні нейронні мережі демонструють властивості, притаманні мозку: здатність до навчання, здатність до узагальнення (після навчання мережа стає нечутливою до малих змін вхідних сигналів, шуму або варіацій вхідних образів), здатність до абстрагування (якщо передати в мережу кілька спотворених варіантів вхідного образу, то вона може відтворити на виході ідеальний образ).

При проектуванні нейронної мережі необхідно вирішити питання про кількість шарів і елементів (нейронів) у кожному шарі. При визначенні розмірності прихованого шару має місце компроміс між точністю і узагальнюючою здатністю мережі, який можна оптимізувати за допомогою вибору кількості прихованих елементів. З одного боку, вона повинна бути достатньою для вирішення поставленого завдання з необхідною точністю, для збереження інформації, що міститься в навчальній вибірці, а з іншого – не повинна бути занадто великою, щоб забезпечити необхідну узагальнюючу здатність. Однак, не існує простого способу для визначення необхідного числа прихованих елементів. Важливо вирішити, чи буде мережа звужуватися (кількість елементів в прихованому шарі менше, ніж кількість вхідних

елементів) або розширюватися (навпаки). Так, для вирішення завдання добування інформації з входів з метою узагальнення або зниження розмірності масиву даних необхідно використовувати мережу, що звужується. Однак, чим вище вимоги до розрізнення близьких вхідних векторів, тим більше мережа повинна розходитися, і тим гірша її узагальнююча здатність.

Для обчислення верхньої межі числа прихованих елементів може бути використана теорема Колмогорова, яка стверджує, що будь-яка функція n змінних може бути представлена як суперпозиція $2n+1$ одновимірних функцій. Інакше кажучи, немає ніякого сенсу вибирати кількість прихованих елементів більшою, ніж подвоєне число вхідних елементів.

Крім того, необхідно мати достатню кількість даних для тренування мережі з обраною кількістю вагових коефіцієнтів. Кількість спостережень в тренувальній виборці має бути приблизно рівною кількості вагових коефіцієнтів мережі, помноженій на зворотну величину помилки.

При визначенні числа прихованих шарів слід пам'ятати, що мережі, які складаються тільки з вхідного і вихідного шарів, здатні моделювати виключно лінійні функції. Такі архітектури використовуються дуже рідко, що не завжди виправдано, оскільки вони забезпечують універсальну лінійну апроксимацію. Доти, поки немає впевненості в тому, що задача суттєво нелінійна, має сенс намагатися вирішити її за допомогою одношарової мережі.

З використанням теореми Колмогорова показано, що будь-яка функція може бути апроксимована з використанням максимум чотирьох шарів. Однак, для вирішення більшості практичних економічних задач досить одного, іноді двох прихованих шарів. Причина такої невідповідності теорії і практики полягає в тому, що складність реальних проблем набагато менша, ніж це теоретично можливо. Для навчання багатошарових мереж використовують безперервно диференційовані функції активації, які повинні мати такі властивості: по-перше, стискати вхідні значення в фіксований діапазон, по-друге, їх похідна повинна слабо змінюватися на кожному з країв діапазону і

сильно змінюватися в середині діапазону. В якості таких функцій використовуються або логістична функція, або функція гіперболічний тангенс.

Логістична функція – несиметрична, що призводить до збільшення часу тренування, гіперболічний тангенс – непарна функція, що трохи зменшує швидкість навчання. Обидві функції називаються сигмоїдальними завдяки їх S-образній формі.

Розрізняють алгоритми навчання з учителем і без учителя. Навчання з учителем передбачає, що для кожного вхідного вектора існує цільовий вектор, що представляє собою необхідний вихід. Разом вони називаються навчальною парою. Зазвичай мережа навчається на певній кількості таких навчальних пар таким чином, як описано нижче. На вхід моделі подається вихідний вектор, обчислюється вихід мережі і порівнюється з відповідним цільовим вектором, помилка за допомогою зворотного зв'язку подається в мережу, і ваги змінюються відповідно до алгоритму мінімізації помилки. Вектори навчальної множини послідовно подаються на вхід мережі, обчислюються помилки, і ваги підлаштовуються для кожного вектора доти, поки помилка по всьому навчальному масиву не досягне прийняттого рівня.

Після закінчення навчання мережа готова вирішувати завдання того типу, для якого проводилось навчання. Рішення про припинення навчання приймається в результаті аналізу наступних можливих ситуацій: обидві помилки (і навчання, і тестування) – малі; помилка тренування мала, а помилка тестування велика, що означає, що мережа «перевчилася», вона містить занадто багато вагових коефіцієнтів, в цьому випадку архітектуру мережі слід спростувати шляхом видалення шарів або скорочення кількості нейронів в них; обидві помилки (і навчання, і тестування) великі, що означає, що мережа «недонавчена» і містить занадто мало вагових коефіцієнтів, в цьому випадку архітектуру мережі має сенс ускладнювати або збільшувати вибірку для навчання [127].

Рекурентні нейронні мережі – клас нейронних мереж, в яких використовується послідовна природа вхідних даних. Такими даними можуть

бути часові ряди, текст, мова або будь-який інший об'єкт, в якому поява наступного елемента послідовності залежить від попередніх елементів. Основним припущенням багатoshарового персептрона є незалежність входів. Однак, для послідовних даних це припущення порушується. Для подолання цієї проблеми в рекурентних нейронних мережах додається блок пам'яті, в якому зберігається зведення попередньої інформації, таким чином з'являється можливість обробки послідовностей довільної довжини. Недоліком такої архітектури є те, що для кожного кроку часу (або елементу у послідовності) необхідно створювати свій шар нейронів, що викликає серйозні труднощі в обчисленні, а якщо обмежити розрахунок фіксованим тимчасовим вікном, то отримані моделі не відображають довгострокових трендів.

Архітектура мережі з довготривалою і короткочасною пам'яттю (англ. long short term memory, LSTM) дозволяє вирішити цю проблему. У класичній рекурентній нейронній мережі рекурентність реалізована як комбінація блоку пам'яті про попередній крок і поточних входних даних, загорнута в функцію активації (рис. 3.20):

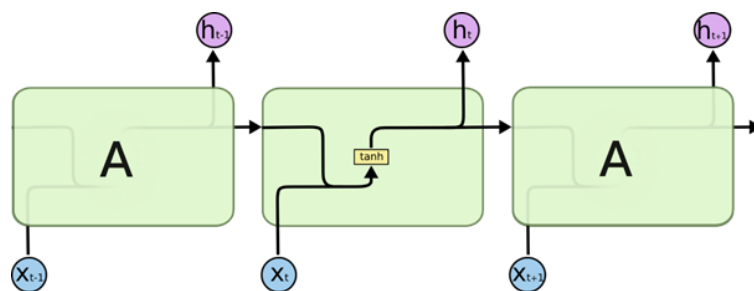


Рис. 3.20 Архітектура класичної нейронної мережі Джерела: [128]

Для того, щоб вказувати, що слід пам'ятати, а що забути, LSTM містить не один, а чотири шари, з'єднані таким чином (рис. 3.21):

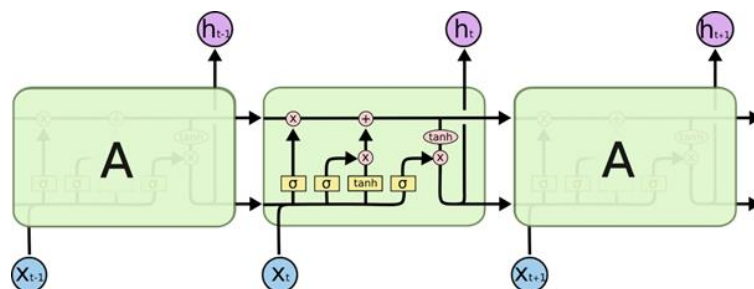


Рис. 3.21 Архітектура LSTM мережі Джерела: [128]

На горизонтальній лінії, що проходить по верхній частині схеми, відображається стан комірки (cell state) – це внутрішня пам'ять блоку (рис. 3.22).

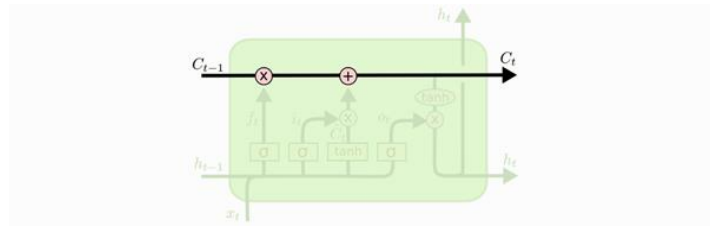


Рис. 3.22 Стан комірки LSTM мережі Джерела: [128]

Видалення інформації регулюється спеціальними структурами, так званими фільтрами (gates). Фільтри дозволяють пропускати інформацію на підставі деяких умов. Вони складаються з шару сигмоїдальної нейронної мережі і операції поточкового множення. Сигмоїдальний шар повертає числа від нуля до одиниці, які позначають, яку частку кожного блоку інформації варто пропустити далі за мережею. Нуль в даному випадку означає «не пропускати нічого», одиниця – «пропустити все». У LSTM є три таких фільтри, що дозволяють контролювати стан комірки: фільтр вхідного шару (input layer gate), фільтр шару забування (forget layer gate) та вихідний фільтр (output layer gate) (рис. 3.23).

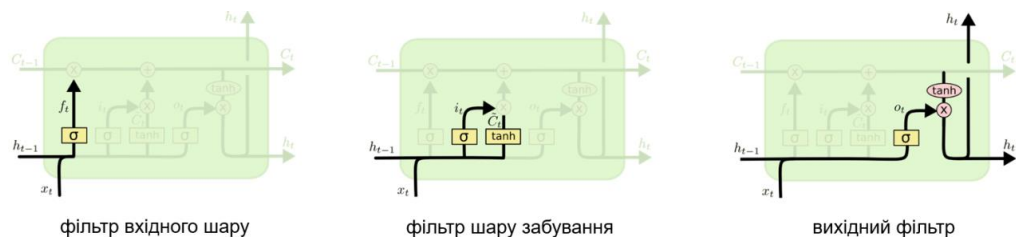


Рис. 3.23 Фільтри комірки LSTM мережі Джерела: : [128]

Оскільки моделюється часовий ряд ціни, спостереження якого є послідовністю і залежать один від одного, було використано LSTM-архітектуру рекурентної нейронної мережі. У всіх експериментах мінімальні значення середньоквадратичної похибки були отримані на множині входів, що включають екзогенні змінні. Це підтверджує доцільність використання інтернет-контенту для прогнозування фінансових рядів. Результати тестувань різних архітектур нейромереж показано у табл. 3.19 та 3.20.

Таблиця 3.19

Результати тестувань різних архітектур нейромережі з фактуальними екзогенними змінними

Inputs Вхідні параметри. Число позначає кількість лагів, які було включено. Подавались також попередні значення ціни	NN type Тип нейронної мережі	MSE_train середньоквадратична похибка на навчальному наборі даних	MSE_test середньоквадратична похибка на тестовому наборі даних
Infrastructure: 4, Expect: 4, Price: 4	LSTM 2-layers	0,0275	0,0189
Expect: 4, Price: 4	LSTM 3-layers	0,0236	0,0190
Dissemination: 4, Expect: 4, Price: 4	LSTM 2-layers	0,0273	0,0190
Infrastructure: 4, Price: 4	LSTM 3-layers	0,0254	0,0190
Activity: 4, Expect: 4, Price: 4	LSTM 2-layers	0,0256	0,0190
Dissemination: 4, Price: 4	LSTM 3-layers	0,0253	0,0191
Activity: 4, Infrastructure: 4, Dissemination: 4, Expect: 4, Price: 4	Feedforward 2-layers	0,0257	0,0192

Таблиця 3.20

Результати тестувань різних архітектур нейромережі з концептуальними екзогенними змінними

Inputs Вхідні параметри. Число позначає кількість лагів, які було включено. Подавались також попередні значення ціни	NN type Тип нейронної мережі	MSE_train Середньоквадратична похибка на навчальному наборі даних	MSE_test Середньоквадратична похибка на тестовому наборі даних
Confusion: 3, Calm: 2, Price: 1	LSTM 3-layers	0,0274	0,0170
Confusion: 3, Price: 1	Feedforward 3-layers	0,0238	0,0171
Confusion: 3, Calm: 1, Price: 3	LSTM 3-layers	0,0232	0,0178
Confusion: 2, Calm: 2, Price: 1	Feedforward 3-layers	0,0243	0,0180
Price: 2	LSTM 3-layers	0,0248	0,0183
Confusion: 2, Calm: 1, Price: 1	Feedforward 3-layers	0,0236	0,0184
Price: 3	LSTM 3-layers	0,0249	0,0184

Висновки до розділу 3

У розділі наведено оцінку рівня рефлексії трейдерів та експертів галузі криптовалют, яку було зроблено за допомогою гри на відгадування (англ.

«guessing game»). Результати свідчать про те, що більшість експертів і трейдерів є гравцями з 1-м рівнем рефлексії.

Аналіз результатів кластеризації трейдерів показав, що в цілому гравці з рефлексією вищого порядку, як правило, більш прибуткові, ніж їх колеги. Але, наприклад, представники кластера «Трейдери Неша», що давали відповіді, близькі до нуля, виявилися хоча і прибутковими в середньому, але поступились у цьому показнику «Професіоналам», «Трейдерам 3-го рівня» і навіть «Жартівникам». Це пояснюється тим, що успішність у грі на відгадування, «конкурсі краси» Кейнса і, з рештою, торгівлі на біржі, насамперед, зумовлена правильною оцінкою дій інших гравців, а не знанням рівноваги Неша. Результуюча статистика за кластерами наведена в табл. 3.10.

Найкраща якість моделювання часового ряду ціни біткоіна отримана на моделі, побудованій на основі словника очікувань, що підтверджує гіпотезу «неважливо, про що говорять новинні статті, головне – наскільки очікувана та чи інша подія», а також свідчить на користь ефекту надреакції. В цілому, порівняльний аналіз різних архітектур нейронних мереж, побудованих на фактуальних та концептуальних змінних, продемонстрував високу адекватність моделей і дозволив обґрунтувати доцільність використання інтернет-контенту для прогнозування валютного курсу в крипто фінансах.

Найбільш результативну конфігурацію вхідних екзогенних змінних та архітектури нейромережі наведено на рисунку 3.24.



Архітектура: LSTM 3-
layers

**Середньоквадратична похибка на навчальному наборі
даних:** 0,0236

Вхідні змінні: Exprest:4,
Price:4

Середньоквадратична похибка на тестовому наборі даних:
0,019

Рис. 3.24 Найрезультативніша конфігурація нейронної мережі

Основні положення даного розділу викладені у публікаціях автора [130], [131], [132], [133], [134], [135].

ВИСНОВКИ

У дисертації наведено результати моделювання поведінки агентів ринку криптовалют в умовах впливу фактуальної (об'єктивної) та концептуальної (суб'єктивної) інформації. Задля того, щоб дослідити зв'язок криптоекономіки з індустріальною економікою, а також щоб зрозуміти альтернативну вартість підтримання інфраструктури забезпечення криптоекономіки та її вплив на екосистему Землі, було здійснене моделювання витрат електроенергії мережею майнерів біткоіна та відповідного вуглецевого сліду. Для того, щоб зрозуміти, що лежить в основі ціноутворення криптовалют, було проведене моделювання ціни біткоіна в залежності від фактуальної інформації та тієї, що надходить із соціальних мереж. Щоб зрозуміти поведінкові аспекти функціонування криптоекономіки, досліджувалася поведінка економічних агентів, які беруть участь у діяльності фінансових ринків. Оскільки реакція трейдера на ті чи інші новини може бути описана за допомогою моделі когнітивної ієрархії, був проведений експеримент, мета якого – встановити взаємозв'язок між прибутковістю трейдерів та рівнем рефлексії.

Основні результати наукового дослідження:

1. На підставі аналізу концепцій інформаційної економіки та робіт з криптографічних методів в роботі запропоновано використовувати термін «криптоекономіка» для позначення нової галузі, що виникає навколо криптовалют та включає в себе біржові та брокерські послуги, забезпечення платежів, депозитарій (зберігання криптовалют як послуга), сервіси із забезпечення консенсусу мережі (виробництво та експлуатація майнінгового обладнання), підтримку інфраструктури (розробка та обслуговування сирцевого коду криптовалют та пов'язаних з ними продуктів), альтернативне залучення коштів, банкінг та страхування. Досліджено інформаційні джерела, що можуть бути використані для моделювання поведінки агентів ринку криптовалют: дані, що отримуються безпосередньо з блокчейну (кількість та сума транзакцій,

швидкість транзакцій, розмір комісій, хешрейт), дані криптовалютних бірж (ордербуки, обсяг торгів та ціни), індекси цін, фактуальні дані спеціалізованих новинних ресурсів, дані з соціальних мереж та месенджерів.

2. Розроблено модель прийняття рішень агентами ринку криптовалют про економічну ефективність майнінгу.

3. Оцінено вплив економічних рішень майнерів на енергоспоживання мережі біткоіна та відповідний вуглецевий слід. Станом на вересень 2019 року оцінка річного споживання електроенергії складала 78,93 ТВт·год, що перевищує річне споживання електроенергії Австрії (64,60 ТВт·год) або Філіппін (78,3 ТВт·год). Згідно з запропонованим методом оцінки географічного розподілу майнерів за трафіком веб-сторінок майнінгових пулів, з урахуванням оцінки річного споживання електроенергії на рівні 78,93 ТВт·год на рік викиди діоксиду вуглецю складають 44,12 мільйонів тонн на рік, що становить 0,13% загальних викидів у світі.

4. Проаналізовано рівень рефлексії трейдерів та експертів ринку криптовалют для чого проведено гру на відгадування (англ. «guessing game») у професійній соціальній мережі LinkedIn. Загалом було отримано 643 відповіді. Середнє значення дорівнювало 30,19, двома третинами від якого є 20,13. Переможець відповів «20,1». Результати свідчать про те, що більшість учасників є гравцями з 1-м рівнем рефлексії.

5. Для виявлення поведінкових патернів трейдерів криптовалют було зібрано інформацію про виконані ордери на криптовалютній біржі BTC trade UA в період з 16 грудня 2017 року по 30 січня 2018 року та проведено гру на відгадування з трейдерами. Базуючись на відповідях трейдерів у грі на відгадування та статистиці з їх трейдингу, було виділено вісім кластерів: «Жартівники», « $\frac{2}{3} \cdot 100$ трейдери», «Фокальні трейдери», «Трейдери 1-го рівня», «Трейдери 2-го рівня», «Трейдери 3-го рівня», «Трейдери Неша» та «Професіонали». Аналіз результатів кластеризації показав, що в цілому трейдери з рефлексією вищого порядку, як правило, більш прибуткові, ніж їх колеги. Але, наприклад, представники кластера «Трейдери Неша», що давали

відповіді, близькі до нуля, виявилися хоча і прибутковими в середньому, але поступились у цьому показнику «Професіоналам», «Трейдерам 3-го рівня» і навіть «Жартівникам». Це пояснюється тим, що успішність у грі на відгадування, «конкурсі краси» Кейнса і, з рештою, торгівлі на біржі, насамперед, зумовлена правильною оцінкою дій інших гравців, а не знанням рівноваги Неша.

6. Розроблено модель прогнозування часового ряду ціни біткоіна з урахуванням фактуальної та суб'єктивної інформації. Протестовано ряд нейромережових моделей для прогнозування часового ряду ціни біткоіна. Найкращий результат показала модель, побудована на основі словника очікувань, що підтверджує гіпотезу «неважливо, про що говорять новинні статті, головне, наскільки очікувана та чи інша подія», а також свідчить про наявність у гравців ринку ефекту надмірної реакції на інформацію. Порівняльний аналіз різних архітектур нейронних мереж, побудованих на основі фактуальних та концептуальних змінних, продемонстрував високу адекватність моделей і дозволив обґрунтувати доцільність використання інтернет-контенту для прогнозування курсу криптовалют.

Дискусія та можливі напрями продовження досліджень.

Індустрія криптовалют розвивається і змінюється динамічно, такі характеристики, як ціна криптовалют чи хешрейт мережі, є вкрай волатильними; на ринку спостерігаються структурні зміни, що потребує уточнення моделей. До того ж, індустрія криптовалют є новою, станом на 2019 рік до кінця не врегульованою, переважна більшість компаній є приватними, тому часто немає надійних джерел інформації щодо фінансових показників індустрії, кількості виробленого майнінгового обладнання, географічного розподілу гравців ринку тощо. Тому в процесі оцінки параметрів індустрії та при розробці моделей було зроблено ряд припущень, які можуть викликати сумніви у деяких експертів.

Так, під час обговорення розробленої моделі споживання електроенергії майнінгом біткоіна питання викликала ціна електроенергії, яку закладено у модель. Тому цей показник було параметризовано, щоб надати змогу дослідникам та користувачам онлайн-сервісу його змінювати, а базовий прогноз надано з урахуванням ціни 0,05 USD за КВт·год, що є консенсусом серед дослідників. Крім цього, у бесідах майнери часто наголошують на невідповідності заявлених виробником характеристик обладнання. Можливий також сценарій раннього майнінгу компаніями на новому, більш ефективному обладнанні ще до випуску його у широкий загаль, але тенденція до зниження темпів інтенсифікації ефективності обладнання поступово нівелює економічні стимули для такої практики виробниками обладнання. Тож пріоритетними напрямками подальших досліджень є: уточнення середньої ціни електроенергії, що споживається майнерами, уточнення характеристик майнінгового обладнання, впровадження операції зважування на ринкову частку того чи іншого типу обладнання у моделі споживання електроенергії майнінгом.

Під час обговорення запропонованого підходу до оцінки географічного розподілу майнерів із представниками операторів майнінгових пулів було зазначено, що він завищує частку регіонів з більшою концентрацією майнерів меншого масштабу (які генерують більше трафіку веб-сайтів майнінгових пулів) та недооцінює частку регіонів, де переважає майнінг у більших масштабах. Отримання даних про географічний розподіл майнерів безпосередньо від майнінг-пулів вирішило б це питання. Наразі робота в цьому напрямку триває. Розглядаючи коефіцієнти забруднення внаслідок генерації електроенергії, слід зазначити, що великі майнери знаходяться у постійних пошуках дешевої електроенергії по всьому світові. Такою електроенергією, як правило, є надлишкова гідроенергія, що виникає у деяких регіонах світу під час повеней. Цей факт може означати, що насправді середній коефіцієнт забруднення атмосфери внаслідок генерації електроенергії для майнінгу менший за прогнозний та, відповідно, кількість викидів вуглекислого газу теж менша. Але з іншого боку, серед майнерів набувають популярності країни, де

переважає виробництво електроенергії з викопного палива, такі, як Казахстан та Іран.

Проблему збільшення споживання електроенергії мережею біткоіна та інших криптовалют і пов'язаний з цим вплив на довкілля слід обговорювати з законодавцями, учасниками галузі та широким загалом. Навколо цієї теми існує багато помилкових суджень та спекуляцій. З боку галузі слід вжити заходів щодо сталого масштабування мережі, щоб зробити можливим масове впровадження криптовалюти.

Модель часового ряду ціни біткоіна тестувалася у період з середини 2014 року по середину 2016 року; з тих пір сталося кілька важливих змін на ринку криптовалют, як-от впровадження деривативів, поява інституціональних інвесторів, зміни до протоколу. Задля практичного застосування модель необхідно будувати заново, щоб врахувати всі структурні зміни на ринку. Описаний підхід до моделювання слід також перевірити на криптовалютах з меншою капіталізацією. Перевірка запропонованої моделі на малокапіталізованих криптовалютах є одним з перспективних напрямів продовження дослідження.

У процесі дослідження було визначено рівень рефлексії агентів ринку криптовалют, але на відміну від інших досліджень на цю тему, в даній роботі не аналізувалися рівень знань трейдерів, їх когнітивні здібності, досвід, ставлення до ризику тощо. Тож поки що рано робити висновки щодо причинно-наслідкових зв'язків між прибутковістю трейдерів криптовалют та особливостями їх поведінки. Причиною цьому є обмеження у кількості символів у повідомленні, яке можна надіслати трейдерам на криптовалютній біржі; крім цього, увага трейдерів обмежена. Наразі розглядається можливість провести більш ґрунтовні опитування та тести серед трейдерів.

Практичне значення отриманих результатів.

Модель споживання електроенергії майнінгом біткоіна знайшла застосування в академічних дослідженнях, модель часового ряду ціни біткоіна

та профілі поведінки трейдерів криптовалют – у комерційній діяльності. Перспективу використання в академічних дослідженнях та у сфері регуляторних технологій також має модель оцінки викидів діоксиду вуглецю, спричинених майнінгом біткоіна. Серед можливих практичних питань, на які можуть відповідати дослідження, пов'язані з визначенням рівня рефлексії гравців ринку криптовалют, є, серед іншого, такі: який рівень абстракції обрати для того, щоб перевершити своїх колег у трейдингу; чи є взаємозв'язок між рівнем очікувань взагалі, або ж успіхи трейдерів виключно випадкові. Модель часового ряду ціни біткоіна, що базується на фактуальній та суб'єктивній інформації, має перспективу використання у розробці трейдингових стратегій. Результати кластерного аналізу трейдерів криптовалют та виявлені профілі їх поведінки можуть бути використані для розробки теоретичних та емпіричних моделей прогнозування ринку, а також спонукають замислитися над сприйняттям публічних та приватних сигналів трейдерів і над їх впливом на динаміку ринку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Information Economy Report 2017: Digitalization, Trade and Development : United Nations Conference on Trade and Development. Geneva: United Nations, 2017. 111 p. URL : <https://unctad.org/en/pages/PublicationWebflyer.aspx?publicationid=1872> (дата звернення: 24.11.2019).
2. Jason del Rey. Amazon is Now Worth Two Walmarts. Recode. 2017. May 15. URL : <https://www.vox.com/2017/5/15/15639748/amazon-jeff-bezos-walmart-ipo-anniversary-market-cap-worth-double> (дата звернення: 24.11.2019).
3. Explore Global and Regional Mobile Data Traffic Growth and Trends: 12th Annual Mobile VNI Forecast / Cisco. 2018. 39 p.
4. Manyika J., Lund S., Bughin J., Robinson K., Mischke J., Mahajan D. Independent Work: Choice, Necessity, and the Gig Economy. URL : <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Featured%20Insights/Employment%20and%20Growth/Independent%20work%20Choice%20necessity%20and%20the%20gig%20economy/Independent-Work-Choice-necessity-and-the-gig-economy-Full-report.ashx> (дата звернення: 24.11.2019).
5. Кононова К.Ю. Інформаційна економіка: моделювання еволюційних процесів : монографія. Харків : ХНУ імені В. Н. Каразіна, 2015. 312 с.
6. Godin B. The Knowledge Economy: Fritz Machlup's Construction of a Synthetic Concept // The Capitalization of Knowledge. A Triple Helix of University-Industry-Government. 2010. P. 261–290.
7. Фролова О.М. Глобалізаційні процеси в інформаційній сфері та їх вплив на новий світовий порядок // Міжнародні відносини. Серія «Політичні науки» (спецвипуск) 2017. Вип. 17. URL : http://journals.iir.kiev.ua/index.php/pol_n/article/view/3328/3007 (дата звернення: 24.11.2019).
8. Ronald R. Kline. The Cybernetics Moment: or Why We Call Our Age the Information Age. Baltimore, 2015. 336 p.
9. Baumgartner T., Burns T. R., De Ville Ph. The Shaping of Socio-economic Systems: The Application of the Theory of Actor-System Dynamics to Conflict, Social Power, and Institutional Innovation in Economic Life. London: Routledge, 2016. 370 p.
10. Castells M. The Information Age: Economy, Society and Culture. Oxford, 1996. 418 p.
11. Fournier L. Merchant Sharing Towards a Zero Marginal Cost Economy. 2014. May 9. URL : <https://arxiv.org/pdf/1405.2051.pdf> (дата звернення: 24.11.2019).

12. Sundararajan A. The Sharing Economy: The End of Employment and the Rise of Crowd-Based Capitalism. Cambridge, MA, 2016. 256 p. URL : https://books.google.co.uk/books?hl=en&lr=&id=2Zz2CwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR7&dq=sharing+economy&ots=sJpfRdK20b&sig=WR6PkjwjKhJXax0xxhAu6wv_60E&redir_esc=y#v=onepage&q=sharing%20economy&f=false (дата звернення: 24.11.2019).
13. Lehdonvirta V. Virtual Economics: Applying Economics to the Study of Game Worlds // Future Play 2005 : proceedings of the 2005 Conference, October 13–15, Lansing, 2005. URL : https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1630302 (дата звернення: 24.11.2019).
14. Kassi O., Lehdonvirta V. Online Labour Index: Measuring the Online Gig Economy for Policy and Research // Technological Forecasting and Social Change. 2018. № 137. P. 241–248. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0040162518301331> (дата звернення: 24.11.2019).
15. Friedman G. Workers Without Employers: Shadow Corporations and the Rise of the Gig Economy // Review of Keynesian Economic. 2014. V. 2. P. 171–188.
16. Arduengo M., Sentis L. Robot Economy: Ready or Not, Here It Comes // ArXiv, Cornell University. 2018. URL : <https://arxiv.org/abs/1812.01755> (дата звернення: 24.11.2019).
17. Marwala T. On Robot Revolution and Taxation // ArXiv, Cornell University. 2018. URL : <https://arxiv.org/abs/1808.01666> (дата звернення: 24.11.2019).
18. Reagle J. M. Trust in a Cryptographic Economy and Digital Security Deposits: Protocols and Policies: Thesis in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Master of Science in Technology Policy. Cambridge, Massachusetts, United States, 1996. 113 p. URL : <https://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/11016/35960205-MIT.pdf?sequence=2> (дата звернення: 24.11.2019).
19. Jin S., Ali R., Vlasov A.V. Cryptoeconomics: Data Application for Token Sales Analysis // 39 International Conference Information Systems, 10–13 December 2017, Seoul, 2017. P. 1–13.
20. Cryptoeconomics Lab of the Massachusetts Institute of Technology. URL : <https://ce.mit.edu/> (дата звернення: 24.11.2019).
21. Buterin V. Introduction to Cryptoeconomics (presentation). URL : https://web.archive.org/web/20191116173733/https://vitalik.ca/files/intro_cryptoeconomics.pdf (дата звернення: 24.11.2019).
22. Stark J. Making Sense of Cryptoeconomics. Coindesk. 2017. August 19. URL : <https://www.coindesk.com/making-sense-cryptoeconomics> (дата звернення: 24.11.2019).

23. Shin L. How To Make Cryptoeconomics Work In Live Trading. Forbes. 2019. June 18. URL : <https://www.forbes.com/sites/laurashin/2019/06/18/how-to-make-cryptoeconomics-work-in-live-trading/#501c00dea1a4> (дата звернення: 24.11.2019).
24. Virtanen A. What is a Crypto Economy? Medium. 2018. May 14. URL : <https://medium.com/econaut/what-is-a-crypto-economy-155bdbc4ab1d> (дата звернення: 24.11.2019).
25. Chaum D.L. Computer Systems Established, Maintained, and Trusted by Mutually Suspicious Groups: dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in Computer Science. Berkeley, 1982. 131 p. URL : <https://web.archive.org/web/20190823151839/https://nakamotoinstitute.org/static/docs/computer-systems-by-mutually-suspicious-groups.pdf> (дата звернення: 24.11.2019).
26. Sherman A.T., Javani F., Zhang H., Golaszewski E. On the Origins and Variations of Blockchain Technologies// EE Security & Privacy. Vol. 17, Is.1. P. 72–77. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8674176> (дата звернення: 24.11.2019).
27. Cachin C., Vukolic M. Blockchain Consensus Protocols in the Wild // 31 International Symposium on Distributed Computing : proceedings, 16–20 October 2017, Vienna, Austria. Vol. 1. Vienna, 2017. P. 1–16.
28. Zheng Z., Xie S., Dai H., Chen X., Wang H. An Overview of Blockchain Technology: Architecture, Consensus, and Future Trends // 2017 IEEE International Congress on Big Data (BigData Congress), 25–30 June 2017, Honolulu, HI, USA, 2017. P. 557–564. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8029379> (дата звернення: 24.11.2019).
29. Benčić F.M., Podnar Žarko I. Distributed Ledger Technology: Blockchain Compared to Directed Acyclic Graph // 2018 IEEE 38th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), 2–6 July 2018, Vienna, Austria, 2018. P. 1569–1570. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8416434> (дата звернення: 24.11.2019).
30. Jakobsson M. Ripping Coins for a Fair Exchange // Advances in Cryptology — EUROCRYPT '95: Proceedings of the International Conference on the Theory and Application of Cryptographic Techniques, 21–25 May 1995, Saint-Malo, France, 1995. P. 220–230. URL : https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F3-540-49264-X_18.pdf (дата звернення: 24.11.2019).
31. Szabo N. Formalizing and Securing Relationships on Public Networks // First Monday. 1997. Vol. 2, № 9. URL : <https://web.archive.org/web/20190823101747/https://ojphi.org/ojs/index.php/fm/article/view/548/469> (дата звернення: 24.11.2019).

32. Szabo N. Smart Contracts. 1994. URL : <https://web.archive.org/web/20190823100518/http://www.fon.hum.uva.nl/rob/Courses/InformationInSpeech/CDROM/Literature/LOTwinterschool2006/szabo.best.vwh.net/smart.contracts.html> (дата звернення: 24.11.2019).
33. Antonopoulos A.M. Mastering Bitcoin: Unlocking Digital Cryptocurrencies. O'Reilly Media, 2014. 298 p.
34. Szabo N. Bit Gold. 2005. December 29. URL : <https://web.archive.org/save/https://nakamotoinstitute.org/bit-gold/> (дата звернення: 24.11.2019).
35. Szabo N. Bit Gold. 2008. December 27. URL : <http://web.archive.org/web/20190823142249/https://unenumerated.blogspot.com/2005/12/bit-gold.html> (дата звернення: 24.11.2019).
36. Buterin V. Next-Generation Smart Contract and Decentralized Application Platform. URL : <https://web.archive.org/save/https://github.com/ethereum/wiki/wiki/White-Paper> (дата звернення: 24.11.2019).
37. Nakamoto S. Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. 2008. URL : <https://web.archive.org/web/20190823183128/https://bitcoin.org/bitcoin.pdf> (дата звернення: 24.11.2019).
38. Dai W. Bmoney concept. 2006. URL : <https://web.archive.org/web/20190823184243/http://www.weidai.com/bmoney.txt> (дата звернення: 24.11.2019).
39. Back A. Hashcash - A Denial of Service Counter-Measure. 2002. August 1. URL : <https://web.archive.org/web/20190823184200/http://www.hashcash.org/papers/hashcash.pdf> (дата звернення: 24.11.2019).
40. Finney H. Reusable Proof of Work. 2005. URL : <https://web.archive.org/web/20060821112216/http://www.rpow.net/theory.html> (дата звернення: 24.11.2019).
41. Rooney B. Bitcoin Worth Almost As Much As Gold. 2013. November 29. URL : <https://web.archive.org/save/https://money.cnn.com/2013/11/29/investing/bitcoin-gold/> (дата звернення: 24.11.2019).
42. Exchange Review July 2019. CryptoCompare Research. 2019. July. URL : https://web.archive.org/web/20190825110302/https://www.cryptocompare.com/media/35651284/cryptocompare_exchange_review_2019_07.pdf (дата звернення: 24.11.2019).
43. Coppola F. Tether's U.S. Dollar Peg Is No Longer Credible. Forbes. 2019. March 14. URL : <https://www.forbes.com/sites/francescoppola/2019/03/14/tethers-u-s-dollar-peg-is-no-longer-credible/> (дата звернення: 24.11.2019).
44. Exchange Benchmarking. CryptoCompare Research. 2019. June. URL : https://www.cryptocompare.com/media/35650785/cryptocompare_exchange_benchmarking_2019_06.pdf (дата звернення: 24.11.2019).

45. Exchange Review September 2019. CryptoCompare Research. 2019. September. URL : <https://www.cryptocompare.com/external/research/2019-july-exchange-review/> (дата звернення: 23.08.2019).
46. Kamps J., Kleinberg B. To the Moon: Defining and Detecting Cryptocurrency Pump-and-Dumps // Crime Science. 2018. № 7. Article 18. URL : <https://crimesciencejournal.biomedcentral.com/articles/10.1186/s40163-018-0093-5> (дата звернення: 24.11.2019).
47. Temin P., Voth H.-J. Riding the South Sea Bubble // American Economic Review. 2004. Vol. 94, No. 5. P. 1654–1668. URL : https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=485482 (дата звернення: 24.11.2019).
48. Tokenized Equity / Investopedia, reviewed by Frankenfield J., 2018. URL : <https://web.archive.org/web/20190825130623/https://www.investopedia.com/terms/t/tokenized-equity.asp> (дата звернення: 24.11.2019).
49. Cheng E. Bitcoin debuts on the world's largest futures exchange, and prices fall slightly. CNBC. 2017. December 17. URL : <https://web.archive.org/save/https://www.cnbc.com/2017/12/17/worlds-largest-futures-exchange-set-to-launch-bitcoin-futures-sunday-night.html> (дата звернення: 24.11.2019).
50. Кононова К. Ю., Дек А. О. Ключові фактори, що впливають на кількість залучених коштів на ICO // Цифрова економіка : матеріали Національної наук.-метод. конф., 4–5 жовтня 2018 р. : тези доп. Київ, 2018. С. 204–208.
51. EY Research: Initial Coin Offerings (ICOs) / Ernst & Young Global Limited. 2017. 44 p. URL : [https://www.ey.com/Publication/vwLUAssets/ey-research-initial-coin-offerings-icos/\\$File/ey-research-initial-coin-offerings-icos.pdf](https://www.ey.com/Publication/vwLUAssets/ey-research-initial-coin-offerings-icos/$File/ey-research-initial-coin-offerings-icos.pdf) (дата звернення: 24.11.2019).
52. Kharif O. Only One in 10 Tokens Is In Use Following Initial Coin Offerings. Bloomberg. 2017. October 23. URL : <https://www.bloomberg.com/news/articles/2017-10-23/only-one-in-10-tokens-is-in-use-following-initial-coin-offerings> (дата звернення: 24.11.2019).
53. Kharif O. Half of ICOs Die Within Four Months After Token Sales Finalized. Bloomberg. 2018. July 9. URL : <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-07-09/half-of-icos-die-within-four-months-after-token-sales-finalized> (дата звернення: 24.11.2019).
54. Kharif O. Funding for ICOs Drops to the Lowest in 16 Months. Bloomberg. 2018. September 10. URL : <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-09-10/crypto-ico-funding-dropped-in-august-to-lowest-in-16-months> (дата звернення: 24.11.2019).

55. Кононова К. Ю., Дек А. О. Initial Coin Offering Benchmarking Study // Big data analytics: Моделювання та інформаційні технології : матеріали міжнародного наукового симпозіуму, 20 березня 2019 р. : тези доп. Київ, 2019. С. 75–78.
56. The World Bank. Remittance Prices Worldwide : directory. URL : <http://remittanceprices.worldbank.org> (дата звернення: 24.11.2019).
57. Bahia K., Suardi S. The State of Mobile Internet Connectivity 2019. London: GSM Association, 2019. 57 p.
58. Top 20 Countries/Markets by Smartphone Users / Newzoo. 2019. URL : <https://web.archive.org/web/20191104135249/https://newzoo.com/insights/rankings/top-countries-by-smartphone-penetration-and-users/> (дата звернення: 24.11.2019).
59. Li X., Wang C. A. The technology and economic determinants of cryptocurrency exchange rates: The case of Bitcoin // Decision Support Systems. 2017. Vol. 95. P. 49–60. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923616302111> (дата звернення: 24.11.2019).
60. Chu J., Nadarajah S., Chan S. Statistical analysis of the exchange rate of Bitcoin // PLoS One. 2015. Vol. 10 (7). URL : <https://journals.plos.org/plosone/article/file?id=10.1371/journal.pone.0133678&type=printable> (дата звернення: 24.11.2019).
61. Urquhart A. The Inefficiency of Bitcoin // Econ. Lett. 2016. Vol. 148. P. 80–82.
62. Cheah E.-T., Fry J. Speculative Bubbles in Bitcoin Markets? An Empirical Investigation into the Fundamental Value of Bitcoin // Econ. Lett. 2015. Vol. 130. P. 32–36.
63. Kristoufek L. Bitcoin Meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the Relationship between Phenomena of the Internet Era // Scientific Reports. 2013. Vol. 3. Article 3415.
64. Kristoufek L. What are the Main Drivers of the Bitcoin price? Evidence from Wavelet Coherence Analysis // PLoS One. 2015. Vol. 10(4). URL : <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0123923#sec001>
65. Dyhrberg A. Hedging Capabilities of Bitcoin. Is It the Virtual Gold // Finance Res. Lett. 2016. Vol. 16. P. 139–144.
66. Katsiampa P. Volatility Estimation for Bitcoin: A Comparison of GARCH Models // Econ. Lett. 2017. Vol. 158. P. 3–6.
67. Dyhrberg A. Bitcoin Gold and the Dollar—a Garch Volatility Analysis // Finance Res. Lett. 2016. Vol. 16. P. 85–92.
68. Jang H., Lee J. An Empirical Study on Modeling and Prediction of Bitcoin Prices With Bayesian Neural Networks Based on Blockchain Information //

IEEE Access. 2018. Vol. 6. P. 5427–5437. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8125674> (дата звернення: 24.11.2019).

69. Horowitz J., List J., McConnell K. E. A Test of Diminishing Marginal Value // *Economica*. 2007. Vol. 74, No. 296. P. 650–663. URL : <https://www.jstor.org/stable/4541564?seq=1> (дата звернення: 24.11.2019).

70. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. URL : <https://web.archive.org/web/20190828233600/http://users.isr.ist.utl.pt/~wurmd/Livros/school/Bishop%20-%20Pattern%20Recognition%20And%20Machine%20Learning%20-%20Springer%20%202006.pdf> (дата звернення: 24.11.2019).

71. Rauchs M., Blandin A., Klein K., Pieters G., Recanatini M., Zhang B. 2nd Global Cryptoasset Benchmarking Study / Cambridge: Cambridge Centre for Alternative Finance, 2018. 95 p. URL : https://www.jbs.cam.ac.uk/fileadmin/user_upload/research/centres/alternative-finance/downloads/2018-12-ccaf-2nd-global-cryptoasset-benchmarking.pdf

72. Кононова К. Ю., Дек А. О. Вуглецевий слід майнінгу біткоіна // Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Економічна». 2019. Вип. 97. С. 63–70.

73. Vranken H. Sustainability of Bitcoin and Blockchains // *Current Opinion in Environmental Sustainability*. 2017. Vol. 28. P. 1–9. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877343517300015?via%3Dihub> (дата звернення: 24.11.2019).

74. Stoll C., Klaaßen L., Gellersdörfer U. The Carbon Footprint of Bitcoin // *Joule*. 2019. Vol. 3(7). P. 1647–1661.

75. Zade M., Myklebost J., Tzscheuschler P., Wagner U. Is Bitcoin the Only Problem? A Scenario Model for the Power Demand of Blockchains // *Front. Energy Res*. 2019. Vol. 7. P. 21. URL : <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fenrg.2019.00021/full> (дата звернення: 24.11.2019).

76. Krause M. J. Tolaymat T. Quantification of Energy and Carbon Costs for Mining Cryptocurrencies // *Nature Sustainability*. 2018. Vol. 1. P. 711–718.

77. McCook H. The Cost & Sustainability of Bitcoin. URL : https://www.academia.edu/37178295/The_Cost_and_Sustainability_of_Bitcoin_August_2018 (дата звернення: 24.11.2019).

78. Vries A. Bitcoin's Growing Energy Problem // *ResearchGate*. 2018. Vol. 2(5). P. 801–805. Это научный портал? Так и поставим его как журнал

79. Bevand M. Electricity consumption of Bitcoin: a market-based and technical analysis. URL : <http://blog.zorinaq.com/bitcoin-electricity-consumption/#fnref:refD:1> (дата звернення: 27.11.2019).

80. Hayes A. Cost of Production Model for Bitcoin // *Department of Economics, The New School for Social Research*. 2015. № 5. URL :

http://www.economicpolicyresearch.org/econ/2015/NSSR_WP_052015.pdf (дата звернення: 27.11.2019).

81. O'Dwyer K., Malone D. Bitcoin Mining and its Energy Footprint // 25th Joint IET Irish Signals and Systems Conference 2014 and 2014 China-Ireland International Conference on Information and Communications Technologies, 26–27 June 2014. : abstr. Limerick, Ireland, 2014. P. 280–285.

82. Koomey J. Estimating Bitcoin Electricity Use: A Beginner's Guide. 2019. 20 p. URL : <https://coincenter.org/files/estimating-bitcoin-electricity-use.pdf> (дата звернення: 27.11.2019).

83. Vorick D. The State of Cryptocurrency Mining. Sia blog. 2018. May 13. URL : <https://blog.sia.tech/the-state-of-cryptocurrency-mining-538004a37f9b> (дата звернення: 27.11.2019).

84. Rauchs M., Blandin A., Dek A. Cambridge Bitcoin Electricity Consumption Index : directory. URL : <https://cbeci.org/> (дата звернення: 27.11.2019).

85. The World Factbook / Central Intelligence Agency. URL: <https://www.cia.gov/library/publications/resources/the-world-factbook/fields/253rank.html> (дата звернення: 27.11.2019).

86. World Energy Outlook 2017 / International Energy Agency. 2017. 782 p.

87. Vires A. Renewable Energy Will Not Solve Bitcoin's Sustainability Problem // Joule. 2019. Vol. 3. Is. 4. P. 893–898. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.joule.2019.02.007>

88. The Bitcoin Mining Network / Coinshares. 2019. 20 p. URL : <https://coinshares.co.uk/wp-content/uploads/2019/06/MiningWhitepaperJun2019FinalForeword.pdf> (дата звернення: 27.11.2019).

89. Electricity from Coal / United States Environmental Protection Agency. URL : <https://web.archive.org/web/20100511013713/http://www.epa.gov/cleanrgy/energy-and-you/affect/coal.html> (дата звернення: 27.11.2019).

90. Raghuvanshi S. P., Chandra A., Raghav A. K. Carbon Dioxide Emissions from Coal Based Power Generation in India // Energy Conversion and Management. 2006. Vol. 47, Is. 4. P. 427–441. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890405001214> (дата звернення: 24.11.2019).

91. Carbon Footprint of Electricity Generation. The Houses of Parliament (United Kingdom), Parliamentary Office of Science and Technology. 2011. June. (№ 383). URL : https://www.parliament.uk/documents/post/postpn_383-carbon-footprint-electricity-generation.pdf (дата звернення: 24.11.2019).

92. British Petroleum Statistical Review of World Energy. 67th edition / British Petroleum, 2018. 56 p. URL : <https://www.bp.com/content/dam/bp/business-sites/en/global/corporate/pdfs/energy-economics/statistical-review/bp-stats-review-2018-full-report.pdf> (дата звернення: 24.11.2019).
93. Mora C., Rollins R.L., Taladay K., Kantar M.B., Chock M.K., Shimada M., Franklin E.C. Bitcoin Emissions Alone Could Push Global Warming Above 2°C // Nature Climate Change. 2018. Vol. 8. P. 931–933. URL : <https://www.nature.com/articles/s41558-018-0321-8.pdf> (дата звернення: 24.11.2019).
94. Foteinis S. Bitcoin's Alarming Carbon Footprint // Nature. 2018. Vol. 554(7691). P. 169.
95. Nagel R. Unraveling in Guessing Games: An Experimental Study // The American Economic Review. 1995. Vol. 85, Is. 5. P. 1313–1326.
96. Partz H. Bitstamp Starts Investigation After Large BTC Sell Leads to \$250 Mln Liquidated on BitMEX. Cointelegraph. 2019. May 17. URL : <https://web.archive.org/save/https://cointelegraph.com/news/bitstamp-starts-investigation-after-large-btc-sell-leads-to-250-mln-liquidated-on-bitmex> (дата звернення: 24.11.2019).
97. Kahneman D., Tversky A. Prospect theory: An Analysis of Decision under Risk // Econometrica. 1979. № 47. P. 263–291.
98. Miller R. A Crash Course in Behavioral Economics Terms for Cryptocurrencies. Hackernoon. 2018. May 19. URL : <https://hackernoon.com/a-crash-course-in-behavioral-economics-terms-for-cryptocurrencies-8b8b910ef487> (дата звернення: 24.11.2019).
99. Tversky A., Kahneman D. Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases // Science (New Series). 1974. № 185. P. 1124–1131.
100. Wansink B., Kent R. J., Hoch, S. J. An Anchoring and Adjustment Model of Purchase Quantity Decisions // Journal of Marketing Research. 1998. Vol. 35(1). P. 71–81.
101. Kahneman D., Tversky A. On the Psychology of Prediction // Psychological Review. 1973. № 80(4). P. 237–251.
102. Raghubir P., Srivastava, J. The Denomination Effect // Journal of Consumer Research. 2009. № 36(4). P. 701–713.
103. Kahneman D., Knetsch J., Thaler R. Anomalies: The Endowment Effect, Loss Aversion, and Status Quo Bias // Journal of Economic Perspectives. 1991. Vol. 5, No 1. P. 193–206.
104. Thaler R., Sunstein C. Libertarian Paternalism // The American Economic Review. 2003. № 93. P. 175–179.

105. Thaler R. Mental Accounting and Consumer Choice // Marketing Science. 2008. № 27. P. 15–25.
106. Schwartz B. The Paradox of Choice – Why More Is Less. New York: Ecco, 2004. 265 p.
107. Bosch-Domènech A., Montalvo J., Nagel R., Satorra A. One, Two, (Three), Infinity,.. Newspaper and Lab Beauty-Contest Experiment // The American Economic Review. 2002. Vol. 92. № 5. P. 1687–1701.
108. Bühren C. Frank B. Chess Players' Performance Beyond 64 Squares: A Case Study on the Limitations of Cognitive Abilities Transfer // Talent Development and Excellence. 2012. Vol. 4(2). P. 157–169. URL : https://www.researchgate.net/publication/236175990_Chess_Players%27_Performance_Beyond_64_Squares (дата звернення: 24.11.2019).
109. Grosskopf B., Nagel R. The Two-Person Beauty Contest // Games and Economic Behavior. 2018. Vol. 62, Is. 1. P. 93–99. URL: https://www.researchgate.net/publication/4952498_The_two-person_beauty_contest (дата звернення: 24.11.2019).
110. Nagel R., Bühren C., Frank B. Inspired and Inspiring: Hervé Moulin and the Discovery of the Beauty Contest Game // Mathematical Social Sciences. 2016. Vol. 90. P. 191–207.
111. Sbriglia, P. Revealing the Depth of Reasoning in P-Beauty Contest Games // Experimental Economics. 2008. № 11. P. 107–121.
112. Thaler, R. Giving Markets a Human Dimension // The Financial Times. 1997. June 16. P. 2–5.
113. Moulin H. Game Theory for the Social Sciences. New York: New York University Press, 1986. 228 p.
114. Keynes J.M. The General Theory of Employment, Interest and Money (1936). London: Macmillan, 2007. 472 p.
115. Shapiro D., Shi X., Zillante A. Level k Reasoning in a Generalized Beauty Contest // Games and Economic Behavior. 2014. Vol. 86. P. 308–329.
116. Stahl D. Evolution of Smart-n Players // Games and Economic Behavior. 1993. Vol. 5, Is. 4. P. 604–617.
117. Allen F., Morris S., Shin H. Beauty Contests and Iterated Expectations in Asset Markets // The Review of Financial Studies. 2006. Vol. 19, Is. 3. P. 719–752.
118. Tirole J. On the Possibility of Speculation under Rational Expectations // Econometrica. 1982. Vol. 50, No 5. P. 1163–1181.
119. Nimark K. Dynamic Higher Order Expectations. URL : <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.938.7257&rep=rep1&type=pdf> (дата звернення: 24.11.2019).

120. Levine S., Bernard M., Nagel R. Strategic Intelligence: The Cognitive Capability to Anticipate Competitor Behavior // *Strategic Management Journal*. 2017. Vol. 38, Is. 12. P. 2390–2423.
121. Zheludev I., Smith R., Aste T. When Can Social Media Lead Financial Markets? // *Scientific Reports*. 2014. Vol. 4. Article 4213.
122. Sun A., Lachanski M., Fabozzi F. Trade the tweet: Social media text mining and sparse matrix factorization for stock market prediction // *International Review of Financial Analysis*. 2016. Vol. 48. P. 272–281.
123. Preis T., Moat H.S., Stanley H.E. Quantifying Trading Behavior in Financial Markets Using Google Trends // *Scientific Reports*. 2013. Vol. 3. Article 1684.
124. Bollen J., Mao H., Zeng X. Twitter mood predicts the stock market // *Journal of Computational Science*. 2011. Vol. 2, Is. 1. P. 1–8.
125. Ruiz E.J., Hristidis V. Correlating Financial Time Series with Micro-Blogging Activity // *Web Search and Data Mining : Proceedings of the 5th Association of Computing Machinery International Conference*, 8–12 February 2012, Seattle, Washington, USA, 2012. P. 513–522.
126. Challet D., Bel Hadj Ayed A. Do Google Trend Data Contain More Predictability than Price Returns? // *Social Science Research Network*. 2014. DOI : <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2405804> (дата звернення: 24.11.2019).
127. Swingler K. *Applying Neural Networks – a Practical Guide*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1996. 303 p.
128. Olah C. Understanding LSTM Networks. 2015. August 27. URL : <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs> (дата звернення: 24.11.2019).
129. Kononova K., Dek A. Bitcoin mining electricity consumption and carbon footprint // *Rivista di studi sulla sostenibilita*. 2019. Is. 2. P. 73–88.
130. Dek A., Kononova K. Traders' success depends on their smartness, does it // *The Foundations of Utility and Risk*, 25–28 June 2018. : abstr. York, United Kingdom, 2018. P. 43.
131. Kononova K., Dek A., Markov V., Shpakovych M. Financial trends: forecasting with objective and subjective internet content // *The Economies of Balkan and Eastern Europe Countries in the changed world : 9th Int. Conf.*, 28–30 April 2017, Piraeus-Athens, Greece, 2017. P. 11.
132. Кононова К. Ю., Дек А. О. Прогнозування фінансових рядів: семантичний аналіз економічних новин // *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2016. № 5. С. 81–92.
133. Кононова К. Ю., Дек А. О., Марков В. В., Шпакович М. О. Прогнозування економічних рядів на основі аналізу настроїв користувачів

Інтернет // Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Економічна». 2016. Вип. 91. С. 90–99.

134. Кононова К. Ю., Дек А. О. Дослідження поведінкових особливостей трейдерів: поєднання методів експериментальної економіки та технологій машинного навчання // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці 2018. № 7. С. 148–167.

135. Kononova K., Dek A., Shpakovych M. Modeling of Posting Behavior in Social Media // 8th International Conference on Information and Communication Technologies in Agriculture, Food and Environment: CEUR workshop proceedings, 21–24 September 2017. : conf. paper. Chania, Greece, 2017. Vol. 2030. P. 837–849.

ДОДАТОК А

Список публікацій здобувача за темою дисертації

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:
публікації у наукових фахових виданнях України:

1. Кононова К. Ю., Дек А. О. Прогнозування фінансових рядів: семантичний аналіз економічних новин // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. 2016. № 5. С. 81–92. *(Особистий внесок здобувача: семантичний аналіз новин).*
2. Кононова К. Ю., Дек А. О., Марков В. В., Шпакович М. О. Прогнозування економічних рядів на основі аналізу настроїв користувачів Інтернет // Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Економічна». 2016. Вип. 91. С. 90–99. *(Особистий внесок здобувача: нейромережеве моделювання часового ряду біткоіна).*
3. Кононова К. Ю., Дек А. О. Дослідження поведінкових особливостей трейдерів: поєднання методів експериментальної економіки та технологій машинного навчання // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. 2018. № 7. С. 148–167. *(Особистий внесок здобувача: розробка моделі поведінки трейдерів криптовалют).*
4. Кононова К. Ю., Дек А. О. Вуглецевий слід майнінгу біткоіна // Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Економічна». 2019. Вип. 97. С. 63–70. *(Особистий внесок здобувача: нейромережеве моделювання часового ряду біткоіна).*

публікація у періодичному науковому виданні держави-члена ЄС:

5. Kononova K., Dek A. Bitcoin mining electricity consumption and carbon footprint // Rivista di studi sulla sostenibilita. 2019. Is. 2. P. 73–88. (Італія) *(Особистий внесок здобувача: розробка моделі поведінки майнерів криптовалют).*

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:
друковані тези, що опубліковані у матеріалах наукових конференцій:

6. Kononova K., Dek A., Shpakovych M. Modeling of Posting Behavior in Social Media // CEUR Workshop Proc., 21–24 September, 2017. : conf. paper. Chania, Greece, 2017. Vol. 2030. P. 837–849. URN : urn:nbn:de:0074-2030-3 **(Scopus)**. *(Особистий внесок здобувача: розробка моделі поведінки та кластеризація користувачів).*
7. Dek A., Kononova K. Traders' success depends on their smartness, does it // The Foundations of Utility and Risk, 25–28 June 2018. : abstr. York, United Kingdom, 2018. P. 43. URL : <https://www.furconference.org/wp->

<content/uploads/2018/07/Book-of-Abstracts-2.pdf> (accessed 21.11.2019).
(Особистий внесок здобувача: виявлено типи поведінки трейдерів криптовалют на основі показників прибутковості їх біржової торгівлі і рівня аргументації).

8. Кононова К. Ю., Дек А. О. Ключові фактори, що впливають на кількість залучених коштів на ICO // Цифрова економіка : матеріали Національної наук.-метод. конф., 4–5 жовтня 2018 р. : тези доп. Київ, 2018. С. 204–208. (Особистий внесок здобувача: підготовка та візуалізація даних про фандрайзингові проєкти в криптоекономіці).

9. Кононова К. Ю., Дек А. О. Initial Coin Offering Benchmarking Study // Big data analytics: Моделювання та інформаційні технології : матеріали міжнародного наукового симпозіуму, 20 березня 2019 р. : тези доп. Київ, 2019. С. 75–78. (Особистий внесок здобувача: аналіз тенденцій фандрайзингу в криптоекономіці).

доповідь з матеріалів наукової конференції:

10. Kononova K., Dek A., Markov V., Shpakovych M. Financial trends: forecasting with objective and subjective internet content // The Economies of Balkan and Eastern Europe Countries in the changed world : 9th Int. Conf., 28-30 April 2017, Piraeus-Athens, Greece, 2017. P. 11. (особистий внесок здобувача: розробка моделі часового ряду на основі фактуального та суб'єктивного інтернет-контенту).

ДОДАТОК Б
Акт впровадження результатів дисертаційного дослідження в діяльність
ТОВ «Сінгуларекс»

SINGULAREX

ТОВ «Сінгуларекс», м. Харків, пр-т Науки 27Б, 61072
Код ЄДРПОУ 40677059

ДОВІДКА №2711

про впровадження результатів дисертаційного дослідження
Дека Антона Олеговича
«Моделювання поведінки агентів ринку криптовалют»

Наукові розробки та результати дисертаційного дослідження Дека А. О. на тему «Моделювання поведінки агентів ринку криптовалют» були використані у комерційній діяльності ТОВ «Сінгуларекс». Зокрема, моделі часового ряду ціни біткоїна, профілі поведінки трейдерів криптовалют було використано для формування трейдингової стратегії, аналізу ринку фандрайзингових проєктів Initial Coin Offering (ICO).

Довідка виdana без фінансових зобов'язань перед автором.

Директор ТОВ «Сінгуларекс»



С. Ю. Мусієнко

27.11.2019

*Згідно з оригіналом
Голова спеціалізованої
вченої ради ДР 64.051.002*



Г. В. Меркулова

ДОДАТОК В

Certificate of Research Contribution, Cambridge Centre for Alternative Finance, University of Cambridge, Judge Business School

Cambridge
Centre
for Alternative
Finance



Subject: Certificate of research contribution

Dear representatives of the PhD Viva Examination Committee of V. N. Karazin Kharkiv National University,

I, by this letter, certify that Anton Dek has contributed to the research activities of the Cambridge Centre for Alternative Finance, Judge Business School, University of Cambridge in preparation of his PhD thesis *Cryptocurrency market agents behaviour modelling*.

The results of his research work have been used for the creation of the online interactive visualisation tool *Cambridge Bitcoin Electricity Consumption Index*, which can be accessed at the following URL: <https://cbecl.org>.

Anton Dek's contribution also features in the acknowledgement section of the website (please see the *Research Team & Contributors* section).

Please feel free to write to me (a.blandin@ibs.cam.ac.uk) if you have any questions regarding Anton Dek's involvement with the Centre.

Yours sincerely,

Apolline Blandin | Cryptocurrency and Blockchain Lead
Cambridge Centre for Alternative Finance
University of Cambridge, Judge Business School
10 Trumpington Street
Cambridge CB2 1QA
United Kingdom



**UNIVERSITY OF
CAMBRIDGE**
Judge Business School

Cambridge
Centre
for Alternative
Finance

Website: <https://www.ibs.cam.ac.uk/ccaf>
Twitter: <https://twitter.com/ApollineBlandin>
LinkedIn: <https://www.linkedin.com/in/apolline-blandin-337a01bb/>
Phone: +44 (0)1223 339111



Згідно з оригіналом
Погоди спеціалізованої
Вченої ради № 64.051.002

В.В. Меришова 194

ДОДАТОК Г
Сирцевий код програм та алгоритмів, розроблених для проведення
дослідження

Посилання на репозиторій онлайн:

https://github.com/dektox/cryptocurrency_market_agents_behaviour_modelling