

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ В.Н. КАРАЗИНА  
МІНІСТЕРСТВА ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Економічний факультет

Кваліфікаційна наукова  
праця на правах рукопису

**ЛУЦЕНКО РОСТИСЛАВ РУСЛАНОВИЧ**

УДК 330.3 + 519.8

**ДИСЕРТАЦІЯ**

**ПОВЕДІНКОВА ЕКОНОМІКА ВІРТУАЛЬНИХ АКТИВІВ**

Спеціальність 051 Економіка

Галузь знань 05 Соціальні та поведінкові науки

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії.

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

\_\_\_\_\_ / Р.Р. Луценко

Науковий керівник: **Гур'янова Лідія Семенівна**, доктор економічних наук,  
професор.

Харків – 2025

## АНОТАЦІЯ

*Луценко Р.Р.* «Поведінкова економіка віртуальних активів». – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 Економіка. – Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна. Харків, 2025.

Дисертаційна робота присвячена теоретико-методичному обґрунтуванню та розробці механізмів і моделей поведінкової економіки віртуальних активів, які дозволяють здійснювати моніторинг даних соціальних мереж в контексті визначення поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів. У дослідженні проаналізовано основні концепції поведінкової економіки у контексті віртуальних активів та визначено специфіку різних їх типів. Особливу увагу приділено впливу соціальних мереж на формування поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів. Розроблено механізм моніторингу даних соціальних мереж, який дозволяє оперативно збирати та обробляти інформацію про настрої інвесторів, їх реакції на ринкові зміни та динаміку обговорень. Ідентифіковано та класифіковано основні поведінкові фактори, які впливають на процес прийняття рішень стейкхолдерами ринку віртуальних активів. Побудовано моделі динаміки криптовалютного ринку з урахуванням поведінкових метрик. Використання методів машинного навчання для інтеграції метрик у моделі прогнозування підвищує точність оцінок та забезпечує гнучкість моделей до швидких змін ринку.

Практичне значення отриманих результатів полягає у розробці комплексного підходу до аналізу динаміки ринку віртуальних активів на основі поведінкових детермінант стейкхолдерів. Використання запропонованої системи моніторингу даних із соціальних мереж дозволяє здійснювати збір інформації в режимі реального часу. Запропоновано підходи до інтеграції поведінкових метрик у моделі машинного навчання для підвищення точності прогнозів. Визначені ключові платформи для моніторингу ринкових трендів, аналізу

поведінкових факторів та прогнозування цінових змін.

У першому розділі дисертації проведено аналіз ключових концепцій, теорій і підходів поведінкової економіки, які впливають на процес прийняття економічних рішень на ринку віртуальних активів.

Досліджено основні евристики та когнітивні викривлення, які визначають поведінку стейкхолдерів ринку віртуальних активів. Особливу увагу приділено ефектам володіння, якорування, підтвердження, доступності, статусу-кво, FOMO, надмірній впевненості та колективній поведінці. Показано вплив емоційних чинників, таких як страх та жадібність, а також емоційного інтелекту, особливо в умовах нестабільності й новизни ринку віртуальних активів.

Розроблено класифікацію поведінкових упереджень стейкхолдерів на афективні, когнітивні та конативні, що дозволило запропонувати категоризацію інвесторів ринку віртуальних активів. Соціальні мережі визначено як важливий фактор, що посилює масову поведінку та вплив лідерів думок. Підкреслено необхідність врахування емоційних і поведінкових аспектів під час розробки бізнес-стратегій для віртуальних активів. Наголошено на важливості рівня цифрової грамотності стейкхолдерів.

Розглянуто класифікацію віртуальних активів, що базуються на блокчейн-технології, з акцентом на унікальних характеристиках кожного типу активу. Проведено категоризацію стейкхолдерів ринку криптовалют, проаналізовано технічні патерни криптовалют у поєднанні з даними соціальних мереж. Виявлені кореляції між графічними патернами ринку та поведінковими патернами в соціальних мережах дозволяють точніше визначати зони попиту й пропозиції, а також час для ухвалення рішень.

Розглянуто поведінкові аспекти ринку віртуальних активів у контексті теорії покоління X, Y, Z, акцентуючи увагу на відмінностях у підходах до використання віртуальних активів залежно від рівня цифрових навичок. Систематизовано сучасні підходи для моделювання прийняття технологій у контексті віртуальних активів. Проведений порівняльний аналіз методів інтелектуального аналізу даних, включно з машинним навчанням, часовими

рядами, нейронними мережами, NLP, які застосовуються для досліджень настроїв і поведінкових детермінант у соціальних мережах.

На основі проведеного аналізу визначено ключові завдання для розробки механізму моніторингу даних соціальних мереж, спрямованого на ефективне інтегрування поведінкових індикаторів у моделі прогнозування динаміки ринку віртуальних активів.

У другому розділі дисертації досліджено роль соціальних мереж у формуванні поведінки користувачів ринку віртуальних активів та прийнятті ними рішень.

Розроблено концептуальну схему дослідження, представлену як комплекс узгоджених, взаємопов'язаних блоків, етапів та кроків, що забезпечують системний підхід до розробки комплексу моделей аналізу динаміки ринку віртуальних активів з урахуванням поведінкових метрик стейкхолдерів ринку віртуальних активів за даними соціальних мереж. Блок А – інтеграція концепцій поведінкової економіки та моніторингу даних соціальних мереж у прогнозування ринку віртуальних активів; Блок Б – Моделювання динаміки криптовалютного ринку з урахуванням поведінкових факторів користувачів соціальних мереж.

Обґрунтовано вибір п'яти провідних соціальних мереж – Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn та Twitter (X). Facebook сприяє популяризації віртуальних активів через ефект авторитету інфлюенсерів. Twitter відображає оперативну реакцію ринку завдяки коротким повідомленням, які дозволяють швидко оцінювати тренди та настрої. Instagram фокусується на візуальному контенті, що створює емоційний вплив. LinkedIn поширює професійну інформацію серед ділової аудиторії. TikTok генерує короткострокові тренди та орієнтований на молодіжну аудиторію.

Розроблено термінологічні бази для формування пошукових запитів, що забезпечило точність охоплення релевантних тем і ефективність збору даних. Індивідуальні алгоритми збору з використанням API дозволили адаптувати процес до специфіки кожної платформи. Зібрано репрезентативну вибірку даних



у реальному часі, розроблено скрипти для обробки та аналізу контенту.

Проведений аналіз демонструє значний інтерес до теми віртуальних активів серед користувачів соціальної мережі Facebook. Розподіл публікацій за мовами вказує на глобальність обговорень з перевагою англійської, а високий відсоток україномовного контенту підтверджує локальну залученість. Реакції, поширення і коментарі вказують на взаємодію користувачів. Теми фінансів, технологій і мотиваційного контенту виявилися найбільш привабливими для аудиторії.

Користувачі Twitter більше орієнтовані на інформативність і публічний характер комунікації, ніж на персональні обговорення. Часто вживані ключові слова, такі як «bitcoin», «crypto», «market», «nft», підкреслюють фокус на фінансових і технологічних аспектах. Аналіз текстових тегів (54% постів) показує високу структурованість і доступність інформації. Включення медіафайлів (31%) підвищує залученість аудиторії. Тематична різноманітність контенту підтверджує його глобальний характер з домінуванням англійської мови, поряд із іншими (індонезійською, українською, іспанською).

Результати аналізу соціальних мереж створюють основу для ефективної інтеграції даних соціальних мереж у моделі прогнозування динаміки ринку віртуальних активів. Дані активності користувачів, зміст публікацій і тональність обговорень є індикаторами настроїв і поведінкових патернів інвесторів. Сформовані рекомендації щодо вдосконалення підходів до збору, обробки та аналізу даних соціальних мереж для досліджень у сфері поведінкової економіки віртуальних активів.

У третьому розділі дисертації проведені аналіз поведінкових метрик у публікаціях на криптовалютну тематику та їх інтеграція у моделі прогнозування динаміки цін віртуальних активів.

Розроблено методичні підходи до інтеграції поведінкових метрик із фінансовими показниками для підвищення точності прогнозування динаміки ринку віртуальних активів. Аналіз ключових слів і емоційного тону в соціальних мережах показав, що серед користувачів домінують позитивні настрої.

Розроблено модель класифікації публікацій TikTok за емоційним тоном із використанням нечіткої нейронної мережі. Семантичний аналіз відстаней між ключовими словами показав специфічні інтереси аудиторії кожної платформи.

Використання машинного навчання (поліноміальна регресія, дерева рішень, випадковий ліс, ARIMAX) підтвердило важливість багатофакторного підходу для моделювання динаміки цін. Нелінійні методи дозволяють враховувати складні взаємозв'язки між активністю в соціальних мережах, психологічними факторами та фінансовими показниками. Тестування моделей показало, що врахування соціальних даних значно підвищує точність прогнозів. Моделі машинного навчання продемонстрували найвищу ефективність завдяки здатності враховувати нелінійні ефекти.

Інтеграція поведінкових метрик стейкхолдерів ринку віртуальних активів у Prophet, які представляють активність у соціальних мережах, дала змогу виявити короткострокові реакції ринку на новини через Twitter і TikTok та довготривалий вплив професійного контенту LinkedIn та візуального контенту Instagram. Отримані результати дозволяють покращити точність оцінки ринкових настроїв і створювати інструменти для обґрунтованих управлінських рішень.

Систематизація поведінкових факторів стейкхолдерів ринку криптовалют довела доцільність використання соціальних сигналів для короткотермінових рішень; моніторингу нових тенденцій у соціальних мережах; залучення користувачів соціальних мереж для підвищення інформованості інвесторів.

Дисертаційна робота розкриває переваги інтеграції поведінкових метрик стейкхолдерів ринку віртуальних активів у моделі прогнозування динаміки ринку, використовуючи дані із соціальних мереж. Розроблено механізми моніторингу, які дозволяють здійснювати аналіз настроїв стейкхолдерів ринку віртуальних активів і динаміки ринку. Результати моніторингу сприяють вдосконаленню моделей прогнозування динаміки ринку віртуальних активів за рахунок інтеграції соціальних індикаторів настроїв стейкхолдерів ринку віртуальних активів, підвищують якість прогнозу та управлінських рішень, що

підкреслює роль соціальних мереж у поведінковій економіці віртуальних активів.

*Ключові слова:* поведінкова економіка, віртуальні активи, патерни поведінки, блокчейн технології, ринок криптовалют, інвестиції, альтернативні інвестиції, інвестиційні рішення, соціальні мережі, моніторинг, аналіз даних, машинне навчання, моделювання, прогнозування, аналіз настроїв.

## ABSTRACT

Lutsenko R.R. «Behavioral economics of virtual assets». – Qualifying scientific work on manuscript rights.

Dissertation for obtaining a Doctor of Philosophy degree (Ph.D.) in a specialty 051 Economics. – V.N. Karazin Kharkiv National University. Kharkiv, 2025.

The dissertation is devoted to the theoretical and methodological substantiation and development of mechanisms and models of the behavioral economics of virtual assets, which allow the monitoring of social network data in the context of determining the behavioral determinants of stakeholders of the virtual asset market. The study analyzes the basic concepts of behavioral economics in the context of virtual assets and identifies the specifics of their various types. Particular attention is paid to the influence of social networks on the formation of behavioral determinants of stakeholders of the virtual asset market. A mechanism for monitoring social network data has been developed, which allows for the prompt collection and processing of information about investor sentiment, their reactions to market changes, and the dynamics of discussions. The main behavioral factors that influence the decision-making process by stakeholders of the virtual asset market have been identified and classified. Models of the dynamics of the cryptocurrency market have been built taking into account behavioral metrics. Using machine learning methods to integrate metrics into forecasting models increases the accuracy of estimates and ensures the models are flexible to rapid market changes.

The practical significance of the results obtained lies in developing a

comprehensive approach to the analysis of the dynamics of the virtual asset market based on the behavioral determinants of stakeholders. The use of the proposed system for monitoring data from social networks allows for the collection of information in real-time. Approaches to the integration of behavioral metrics into machine learning models to increase the accuracy of forecasts are proposed. Key platforms for monitoring market trends, analyzing behavioral factors, and predicting price changes are identified.

The first section of the dissertation analyzes key concepts, theories, and approaches of behavioral economics that influence the economic decision-making process in the virtual asset market.

The main heuristics and cognitive distortions that determine the behavior of stakeholders in the virtual asset market are investigated. Particular attention is paid to the effects of ownership, anchoring, confirmation, availability, status quo, FOMO, overconfidence, and collective behavior. The influence of emotional factors, such as fear and greed, as well as emotional intelligence, is shown, especially in conditions of instability and novelty of the virtual asset market.

A classification of stakeholders' behavioral biases into affective, cognitive, and conative has been developed, which has allowed us to propose a categorization of investors in the virtual asset market. Social networks have been identified as an important factor that enhances mass behavior and the influence of opinion leaders. The need to take into account emotional and behavioral aspects when developing business strategies for virtual assets has been emphasized. The importance of the level of digital literacy of stakeholders has been emphasized.

The classification of virtual assets based on blockchain technology is considered, with an emphasis on the unique characteristics of each type of asset. The categorization of cryptocurrency market stakeholders is carried out, and technical patterns of cryptocurrencies are analyzed in combination with social media data. The identified correlations between graphical market patterns and behavioral patterns in social media allow for a more accurate determination of demand and supply zones, as well as the time for making decisions.

The behavioral aspects of the virtual asset market are considered in the context of the theory of generations X, Y, and Z, focusing on differences in approaches to the use of virtual assets depending on the level of digital skills. Modern approaches to modeling technology adoption in the context of virtual assets are systematized. A comparative analysis of data mining methods, including machine learning, time series, neural networks, and NLP, which are used to study sentiment and behavioral determinants in social networks, is conducted.

Based on the analysis, key tasks are identified for the development of a mechanism for monitoring social network data aimed at effectively integrating behavioral indicators into a model for predicting the dynamics of the virtual asset market.

The second section of the dissertation examines the role of social networks in shaping the behavior of virtual asset market users and their decision-making.

A conceptual research scheme has been developed, presented as a set of coordinated, interconnected blocks, stages, and steps that provide a systematic approach to the development of a set of models for analyzing the dynamics of the virtual asset market, taking into account the behavioral metrics of stakeholders in the virtual asset market according to social media data. Block A - integration of the concepts of behavioral economics and monitoring of social media data into the forecasting of the virtual asset market; Block B - Modeling the dynamics of the cryptocurrency market, taking into account the behavioral factors of social media users.

The choice of five leading social media networks - Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn, and Twitter (X) is justified. Facebook promotes the popularization of virtual assets through the influencer authority effect. Twitter reflects the operational reaction of the market thanks to short messages that allow you to quickly assess trends and moods. Instagram focuses on visual content that creates an emotional impact. LinkedIn distributes professional information to the business audience. TikTok generates short-term trends and is focused on a youth audience.

Terminological bases for forming search queries were developed, which ensured the accuracy of coverage of relevant topics and the efficiency of data collection.

Individual collection algorithms using API allowed for adapting the process to the specifics of each platform. A representative sample of data was collected in real-time, and scripts were developed for processing and analyzing content.

The analysis demonstrates significant interest in the topic of virtual assets among users of the Facebook social network. The distribution of publications by language indicates the global nature of discussions with a predominance of English, and a high percentage of Ukrainian-language content confirms local involvement. Reactions, shares, and comments indicate user interaction. The topics of finance, technology, and motivational content turned out to be the most attractive for the audience.

Twitter users are more focused on informativeness and the public nature of communication than on personal discussions. Frequently used keywords such as «bitcoin», «crypto», «market», «nft» emphasize the focus on financial and technological aspects. Analysis of text tags (54% of posts) shows high structuring and accessibility of information. The inclusion of media files (31%) increases audience engagement. The thematic diversity of content confirms its global nature with the dominance of English, along with others (Indonesian, Ukrainian, Spanish).

The results of the analysis of social networks create the basis for the effective integration of social network data into the model for predicting the dynamics of the virtual asset market. User activity data, the content of publications, and the tone of discussions are indicators of investor sentiment and behavioral patterns. Recommendations are made for improving approaches to collecting, processing, and analyzing social network data for research in the field of behavioral economics of virtual assets.

In the third section of the dissertation, an analysis of behavioral metrics in publications on cryptocurrency topics and their integration into the model for predicting the dynamics of virtual asset prices is carried out.

Methodological approaches to integrating behavioral metrics with financial indicators have been developed to increase the accuracy of forecasting the dynamics of the virtual asset market. Analysis of keywords and emotional tone in social networks has shown that positive moods dominate among users. A model for classifying TikTok

publications by emotional tone using a fuzzy neural network has been developed. Semantic analysis of distances between keywords has shown the specific interests of the audience of each platform.

The use of machine learning (polynomial regression, decision trees, random forest, ARIMAX) confirmed the importance of a multifactorial approach to modeling price dynamics. Nonlinear methods allow us to take into account the complex relationships between social media activity, psychological factors, and financial indicators. Model testing showed that taking social data into account significantly increases the accuracy of forecasts. Machine learning models demonstrated the highest efficiency due to their ability to take into account nonlinear effects.

The integration of behavioral metrics of virtual asset market stakeholders in Prophet, which represent social media activity, made it possible to identify short-term market reactions to news via Twitter and TikTok and the long-term impact of professional LinkedIn content and visual Instagram content. The results obtained allow us to improve the accuracy of market sentiment assessment and create tools for informed management decisions.

The systematization of behavioral factors of cryptocurrency market stakeholders proved the feasibility of using social signals for short-term decisions; monitoring new trends in social networks; and engaging social media users to increase investor awareness.

The dissertation reveals the benefits of integrating behavioral metrics of virtual asset market stakeholders into a market dynamics forecasting model using data from social networks. Monitoring mechanisms have been developed that allow for analysis of virtual asset market stakeholder sentiment and market dynamics. The monitoring results contribute to improving models for forecasting virtual asset market dynamics by integrating social indicators of virtual asset market stakeholder sentiment and improving the quality of forecasts and management decisions, which emphasizes the role of social networks in the behavioral economics of virtual assets.

*Keywords:* behavioral economics, virtual assets, behavioral patterns, blockchain technology, cryptocurrency market, investments, alternative investments, investment

solutions, social networks, monitoring, data analysis, machine learning, modeling, forecasting, sentiment analysis.

### Список публікацій здобувача за темою дисертації

#### Статті у наукових виданнях, включених до переліку наукових фахових видань України:

1. Danich V., Lutsenko R. Virtual assets of the distributed register. *Bulletin of V. N. Karazin Kharkiv National University Economic Series*. 2023. № 104. С. 5 – 10.

DOI: <https://doi.org/10.26565/2311-2379-2023-104-01>.

*Особистий внесок здобувача: автором проведений порівняльний і системний аналіз різних категорій віртуальних активів; визначено стейкхолдерів і обґрунтовано переваги та недоліки впровадження віртуальних активів розподіленого реєстру.*

*Особистий внесок співавтора: постановка проблеми дослідження, яка полягає у визначенні та оцінці ефективності використання віртуальних активів розподіленого реєстру як економічної категорії.*

2. Луценко Р.Р. Аналіз поведінкових факторів стейкхолдерів ринку криптовалют серед користувачів соціальних мереж. *Вчені записки університету «КРОК»*. 2024. №3 (75). С. 172 – 182.

DOI: <https://doi.org/10.31732/2663-2209-2024-75-172-182>.

3. Луценко Р. Р. Прикладний програмний інтерфейс як метод моніторингу даних соціальних мереж для досліджень у поведінковій економіці. *Бізнес-інформ*. 2024. №8. С. 133–141.

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-8-133-141>.

4. Гур'янова Л. С., Луценко Р. Р. Моделі аналізу динаміки ринку криптовалют з урахуванням поведінкових метрик стейкхолдерів за даними



соціальних мереж. *Бізнес Інформ.* 2024. №9. С. 129–138.  
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-9-129-138>.

*Особистий внесок здобувача: автором обґрунтовано систему поведінкових метрик стейкхолдерів ринку віртуальних активів за даними соціальних мереж для аналізу динаміки ринку криптовалют; розроблено механізм збору та агрегації даних; побудовані моделі прогнозування ціни біткоіна на підставі економетричних методів та методів машинного навчання (Random Forest, Decision Tree).*

*Особистий внесок співавтора: постановка проблеми дослідження, яка полягає в оцінці ефективності використання методів інтелектуального аналізу даних для прогнозування цін на криптовалюту з метою обґрунтування процесу прийняття рішень на ринку віртуальних активів.*

#### **Публікації у періодичних наукових виданнях інших держав, які входять до Європейського Союзу:**

5. Danich, V., Lutsenko, R. Developing professional digital competencies for cryptocurrency market beginners (Case study of economics students). *Baltic Journal of Legal and Social Sciences.* 2024. № 1. P. 60-65.

DOI: <https://doi.org/10.30525/2592-8813-2024-спец-5>.

*Особистий внесок здобувача: проведено системно-структурний аналіз цифрових компетенцій учасників ринку криптовалют.*

*Особистий внесок співавтора: постановка проблеми дослідження, яка полягає в необхідності формування цифрових компетенцій у нових користувачів ринку віртуальних активів.*

#### **Праці апробаційного характеру:**

6. Vitaly Danich, Rostyslav Lutsenko. Problems of operation of the cryptocurrency market in Ukraine. Сучасні інноваційно-інвестиційні механізми розвитку національної економіки в умовах євроінтеграції: матеріали VIII Міжнародної науково-практичної Інтернет- конференції, 28 жовтня 2021 р. –

Полтава: Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», 2021. – 262 с. С. 27 - 29.

URL:

<https://drive.google.com/file/d/1Ggcp4WCSzEDJX2do4gO6vJTFZ9F3E83c>.

7. Луценко Р. Р., Даніч В. М. Можливості технологій розподіленого реєстру. Електронне наукове видання. Збірник тез доповідей за матеріалами Міжнародної науково-практичної конференції здобувачів освіти та молодих вчених «Науковий простір: Актуальні питання, досягнення та інновації», 23-24 листопада 2021 р., м. Вінниця, 2021. – 370 с. С. 310 - 312.

URL: [https://enpuir.npu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/43600/80\\_Tytul\\_Zmist.pdf](https://enpuir.npu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/43600/80_Tytul_Zmist.pdf).

8. Даніч В. М., Луценко Р. Р. Віртуальні активи у контексті теорії поколінь. Міжнародна науково-практична конференція «Реформування економіки в контексті міжнародного співробітництва: механізми та стратегії», 4-5 лютого 2022 року, м. Запоріжжя, 2022. – С. 63 - 67.

URL: <https://ir.vtei.edu.ua/g.php?fname=27906.pdf>

9. Луценко Р. Р. Цифрова компетентність – запорука успішної підготовки спеціалістів з економічної кібернетики. Збірник матеріалів: Міжнародної науково-практичної конференції «Економічна кібернетика: теорія, практика та напрямки розвитку». 29-30 листопада 2022 року, м. Одеса, 2022. – С. 55-63.

URL: <https://economics.net.ua/wp-content/uploads/2023/01/tezy.pdf>

10. Луценко Р., Даніч В. Аналіз поведінкових упереджень стейкхолдерів ринку криптовалют серед користувачів соціальної мережі ТікТок. Збірник тез доповідей II Міжнар. наук.-практич. конфер. «Інновації та перспективні шляхи розвитку інформаційних технологій» (06 груд. 2023 р., м. Черкаси) [Електронний ресурс] / упоряд. : Т. О. Прокопенко, Я. В. Тарасенко ; М-во освіти і науки України, Черкас. держ. технол. ун-т. – Черкаси : ЧДТУ, 2023. – С. 69 - 71.

URL:

[https://drive.google.com/file/d/1f0cc\\_HaFDH4G3AI\\_NfwqfTjaMjyWBvkc/view](https://drive.google.com/file/d/1f0cc_HaFDH4G3AI_NfwqfTjaMjyWBvkc/view)

11. Rostyslav Lutsenko. Algorithm for monitoring social network data for behavioral economics research. Modern problems of social and economic systems modelling. XV International Scientific Practical Conference. April 11-12, 2024 – Multimedia Sciences. electron. Kharkiv, KHNEU named after S. Kuznetsia, 2024.

URL: <https://mpsesm.org/book/2024/pages/sections/section05/page1155.html>

12. Луценко Р.Р. Моделі поведінкової економіки віртуальних активів. Тези доповідей. XII Всеукраїнська науково-практична конференція Форум молодих економістів-кібернетиків «Моделювання економіки: проблеми, тенденції, досвід», 22-23 листопада 2024 р., м. Львів. – 2024. – С. 68-71.

URL: [https://econom.lnu.edu.ua/wp-content/uploads/2024/11/2024\\_Zbirnyk-OK\\_END.pdf](https://econom.lnu.edu.ua/wp-content/uploads/2024/11/2024_Zbirnyk-OK_END.pdf)

13. Lutsenko R. Intelligent Data Analysis Systems for Research in Behavioral Economics of Virtual Assets. The Ukrainian Scientific and Practical Conference «Scientific Research Methodology – 2024». Cherkasy, 15-16 November 2024. Cherkasy, 2024. P. 19-21.

URL: <https://pmkt.chdtu.edu.ua/scientific-research-methodology/>

14. Гур'янова Л.С., Луценко Р.Р. Прогнозування динаміки ринку криптовалют на основі даних соціальних мереж. Моделювання та прогнозування економічних процесів : зб. тез доп. XVIII Міжнар. наук.-практ. конф., м. Київ, 5 груд. 2024 р. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка», 2024. – С. 27-30.

URL: <https://mreproc.fmm.kpi.ua/>

### **Праці апробаційного характеру у виданнях держав Європейського Союзу:**

15. Rostyslav Lutsenko, Vitaly Danich. Developing professional competencies for cryptocurrency market beginners (case study of economics students). The XII International Research-to-Practice Conference «Society Transformations in Social and Human Sciences». Rīga: BSA, 2024. 381 pp. P. 184-187.

URL: [https://bsa.edu.lv/docs/science/book/conference\\_20231125.pdf](https://bsa.edu.lv/docs/science/book/conference_20231125.pdf)

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	18
ВСТУП	19
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ПОВЕДІНКОВОЇ ЕКОНОМІКИ ВІРТУАЛЬНИХ АКТИВІВ	29
1.1. Огляд основних концепцій поведінкової економіки в контексті прийняття фінансових рішень	29
1.2. Віртуальні активи розподіленого реєстру та особливості функціонування ринку віртуальних активів	51
1.3. Огляд сучасних інструментальних засобів аналізу динаміки ринку віртуальних активів	61
Висновки до розділу 1	82
РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ ПОВЕДІНКОВИХ ДЕТЕРМІНАНТ СТЕЙХКОЛДЕРІВ РИНКУ ВІРТУАЛЬНИХ АКТИВІВ НА ОСНОВІ ДАНИХ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ	85
2.1. Концептуальна схема взаємозв'язку моделей поведінкової економіки віртуальних активів	85
2.2. Обґрунтування вибору соціальних мереж як інформаційної бази для досліджень у поведінковій економіці	92
2.3. Механізм моніторингу соціальних мереж для ідентифікації поведінкових детермінант стейкхолдерів на ринку віртуальних активів	104
2.4. Реалізація механізму моніторингу даних соціальних мереж в контексті поведінкової економіки віртуальних активів	113
Висновки до розділу 2	152
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ З УРАХУВАННЯМ ПОВЕДІНКОВИХ ДЕТЕРМІНАНТ КОРИСТУВАЧІВ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ	155

	17
3.1. Аналіз поведінкових метрик у криптовалютних публікаціях на платформі TikTok	155
3.2. Моделі аналізу динаміки ринку криптовалют з урахуванням поведінкових детермінант стейкхолдерів за даними соціальних мереж	169
3.3. Інтеграція поведінкових метрик із соціальних мереж у прогнозування криптовалютного ринку	193
Висновки до розділу 3	208
ВИСНОВКИ	211
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	217
ДОДАТКИ	236

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- API – application programming interface (прикладний програмний інтерфейс);
- ARIMAX – Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього з екзогенними змінними);
- DeFi – Decentralized Finance (децентралізовані фінанси);
- FATF – Financial Action Task Force (група розробки фінансових заходів боротьби з відмиванням грошей);
- FOMO – Fear of Missing Out (страх втратити можливість);
- LSTM – long short-term memory (довготривала короткочасна пам'ять);
- MAE – mean absolute error (середня абсолютна помилка);
- MSE – mean squared error (середньоквадратична помилка);
- NFT – Non-Fungible Token (невзаємозамінний токен);
- NLP – Natural Language Processing (обробка природної мови);
- NLTK – Natural Language Toolkit (інструментарій обробки природної мови);
- SEC – U.S. Securities and Exchange Commission (комісія з цінних паперів та бірж США);
- UTAUT – Unified theory of acceptance and use of technology (уніфікована теорія прийняття та використання технологій).

## ВСТУП

*Актуальність.* На сучасному етапі розвитку національної економіки швидкими темпами впроваджуються інформаційно-технологічні досягнення, розвивається цифрова економіка, змінюються технології бізнес-процесів. Довіра до блокчейн-технологій зростає, а віртуальні активи відкривають нові перспективи і приходять у нові галузі. Навколо них формуються ринки, з ними проводяться транзакції, в них інвестують та їх інвестують в інші об'єкти. Впровадження віртуальних активів розподіленого реєстру з метою стимулювання зростання економіки потребує об'єднання зусиль сектору науки, сектору освіти, ІТ – сектору, фінансового сектору, сектору державного управління. Підвищується рівень вимог до освіти, змінюється економічна поведінка стейкхолдерів ринку віртуальних активів. Такі види активів потребують вивчення і впровадження. Можливості технологій розподіленого реєстру є напрямами сучасних економічних досліджень, поведінкова економіка віртуальних активів на сьогодні досліджена вкрай мало.

В Україні триває процес формування державної політики у сфері віртуальних активів. 16 березня 2022 року Президент України підписав Закон «Про віртуальні активи» [20], ухвалений Верховною Радою 17 лютого того ж року. Цей закон створює правові умови для функціонування ринку віртуальних активів, визначає права та обов'язки учасників ринку, а також засади державної політики у цій сфері. Зміни і доповнення до закону внесені 10 жовтня 2024 року. Крім того, у липні 2021 року Міністерство цифрової трансформації України спільно з представниками індустрії віртуальних активів презентували стратегію розвитку ринку віртуальних активів до 2030 року. Дорожня карта розвитку [16] ринку визначає ключові напрямки розвитку галузі віртуальних активів в Україні з урахуванням інтересів різних стейкхолдерів.

Розвиток ринку віртуальних активів, його відносна новизна та незначна історія актуалізує питання розробки релевантних механізмів, моделей моніторингу поведінкової економіки віртуальних активів з метою підвищення

якості управлінських рішень стейкхолдерів ринку віртуальних активів, забезпечення його сталого, безпечного розвитку.

*Стан наукової розробки проблеми.* Вагомий теоретико-практичний внесок у дослідження поведінкової економіки зробили такі вчені: Н. Simon [139], А. Tversky, D. Kahneman [150, 151], R. Thaler [142, 143], R. Gosal, D. Astuti, E. Evelyn [84], В. Pearson, Т. Korankye [124], К. Безгін, В. Ушкальов [2], П. Нікіфоров, О. Третьякова [36], Н. Танклевська, Т. Повод [42]. Дослідженням впливу поведінкових змін на процес прийняття економічних рішень займалися вчені Р. Dewan, К. Dharni [75], S. Gautam, Р. Kumar [83], Ö. Ursavaş [152], С. Wang, Z. Yan, J. Lan, E. Bertino, W. Pedrycz [156]. Поведінкові упередження та евристики досліджували W. Samuelson, R. Zeckhauser [135], U. Hoffrage [91], N. Harvey [90], R. Hogarth, Н. Einhorn [92], С. Robb, Р. Babiarez, А. Woodyard, М. Seay [131]. Важливість емоційного та соціального впливу на економічні рішення обґрунтована у дослідженнях Н. Грущинської [7], М. Гудзь [8], J. Lerner, D. Small [109].

Структура, правові відносини віртуальних активів висвітлені у роботах таких вчених: О. Кудь [45, 107], Т. Кричевська [25], М. Кучерявенко, Є. Смичок [45], Овчаренко А. [37, 38]. Дослідженням блокчейн-технологій та впливом криптовалют на економічні процеси займалися науковці: L. Ennajeh, Т. Najjar [78], N. Azzam, R. Batulan [54], М. Shahzad, S. Xu, W. Lim, М. Hasnain, S. Nusrat [137], А. Shrestha, J. Vassileva, S. Joshi, J. Just [138], N. Sagheer, К. Khan, S. Fahd, S. Mahmood, Т. Rashid, Н. Jamil [134], S. Alonso Diaz, А. Garcia [49], D. Chaudhary, S. Saroj [59], К. Murray, А. Rossi, D. Carraro, А. Visentin [118].

Слід зазначити зростання цікавості до досліджень соціальних мереж, що відображено в роботах А. Anugerah, Р. Muttaqin, W. Trinarningsih [52], D. Krukovets [106], О. Суровцев [41], О. Olajide, S. Pandey, I. Pandey [120], R. Chen, R. Dong, Y. Dai [60], L. Ante [51], А. De Regt, Z. Cheng, R. Fawaz [74], Bu Zhong [58], а також використання прикладних програмних інтерфейсів для моніторингу даних соціальних мереж, що відбито у роботах De Brajesh [71], J. Gough, D. Bryant, М. Auburn [85], S. Preibisch [126].



Вивченням процесу прийняття рішень та факторів, які впливають на їх вибір на основі економіко-математичних методів та моделей займаються вчені Л. Гур'янова [10], С. Турлакова [148, 149], А. Камінський [100], О. Глущенко [4, 5], V. Derbentsev, A. Matviychuk, V. Soloviev [73]. Науковці Т. Меркулова, К. Кононова, А. Дек [22-24, 34, 102-104] запропонували нові підходи до моделювання поведінки, аналізу настроїв в соціальних мережах.

Відзначаючи безперечну ефективність та значущість сучасних розробок, слід сказати, що існуючі теоретико-методичні засади поведінкової економіки віртуальних активів потребують подальшого розвитку. Зокрема, такі аспекти проблеми, як оцінка впливу поведінкових упереджень на рішення інвесторів у сфері віртуальних активів; розробка ефективних інструментів збору та аналізу даних для оцінки поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів серед користувачів соціальних мереж; ідентифікація поведінкових факторів і детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів; визначення динаміки взаємодії та тематичних особливостей контенту про віртуальні активи у соціальних мережах; інтеграція даних із соціальних мереж про поведінкові детермінанти у моделі прогнозування ринку віртуальних активів, мають слабку теоретико-методичну розробленість.

Таким чином, актуальність, теоретична та практична значущість і недостатня розробка питань поведінкової економіки віртуальних активів обумовили вибір тематики дослідження, його мету та основні завдання.

*Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами, грантами.* Актуальність роботи підтверджується зв'язком з науковими дослідженнями Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна. Зокрема, наукові результати дисертаційної роботи Р.Р. Луценка «Поведінкова економіка віртуальних активів» є частинами держбюджетної науково-дослідної роботи «Модернізація фінансової системи України в контексті досягнення глобальних цілей сталого розвитку» (державний реєстраційний номер 0124U001670), де здобувачем виконано підрозділ «Аналіз динаміки ринку криптовалют методами машинного навчання з урахуванням поведінкових

факторів стейкхолдерів».

*Метою* дисертаційної роботи є теоретико-методичне обґрунтування та розробка механізмів, моделей поведінкової економіки віртуальних активів, які дозволяють здійснювати моніторинг даних соціальних мереж в контексті визначення поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів, підвищувати наукову обґрунтованість прогнозів динаміки ринку віртуальних активів та якість управлінських рішень.

Для реалізації поставленої мети вирішено такі *завдання*:

- проаналізувати основні концепції поведінкової економіки у контексті ринку віртуальних активів;
- визначити поведінкові упередження у прийнятті рішень інвесторами на ринку віртуальних активів;
- провести аналіз віртуальних активів розподіленого реєстру;
- розробити схему взаємозв'язку моделей поведінкової економіки віртуальних активів;
- дослідити вплив соціальних мереж на формування поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів;
- розробити механізм моніторингу даних соціальних мереж для досліджень у поведінковій економіці віртуальних активів;
- запропонувати засоби аналізу даних соціальних мереж для визначення структури контенту і настроїв стейкхолдерів ринку віртуальних активів;
- розробити систему кількісних метрик поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів на основі аналізу даних соціальних мереж;
- побудувати моделі аналізу динаміки ринку віртуальних активів із використанням API соціальних мереж, методів економетричного моделювання та машинного навчання;
- інтегрувати поведінкові метрики із соціальних мереж у

прогнозування ринку віртуальних активів.

*Об'єктом дослідження є ринок віртуальних активів.*

*Предметом дослідження є економіко-математичні методи та моделі поведінкової економіки в контексті ринку віртуальних активів.*

*Методи дослідження.* У роботі проведено загальнонаукові і спеціальні методи дослідження. Для досягнення мети і вирішення завдань дослідження застосовано:

— індуктивний та дедуктивний прийоми – при формуванні категорійного базису та розгляді ключових дефініцій дослідження;

— аналіз та синтез – при формуванні концептуальної схеми дослідження, узагальненні теоретичних концепцій тематики дослідження; формуванні методичного підходу до розробки комплексу моделей динаміки криптовалютного ринку з урахуванням метрик поведінкових факторів стейкхолдерів у соціальних мережах;

— контент-аналіз – для виявлення основних тем, емоційного фону та ключових тенденцій обговорень;

— семантичний аналіз – для дослідження смислових зв'язків між темами, ключовими словами та поняттями в криптовалютному контенті;

— кількісний аналіз – для оцінки інтенсивності обговорень у соціальних мережах, вимірювання активності користувачів і визначення поведінкових метрик;

— аналіз часових рядів – для вивчення динаміки змін у поведінці користувачів та популярності криптовалютних тем у часі;

— методи регресії (лінійна регресія, множинна регресія, поліноміальна регресія) – для визначення взаємозв'язків між ціною біткоїна та активністю користувачів у соціальних мережах, а також моделювання залежності між поведінковими метриками та ринковими показниками;

— моделі машинного навчання (дерева рішень, випадковий ліс) - для побудови моделей прогнозування цін на основі поведінкових метрик;

- хмари слів і частотний аналіз - для візуалізації найбільш популярних тем та слів;

- лінгвістичний та емоційний аналіз - для дослідження тональності та емоційного забарвлення контенту;

Розробка моделей здійснювалась в RStudio, Python, Jupyter Notebook, pgAdmin, Excel / Google Sheets, NLP-бібліотеки (NLTK, SpaCy).

*Інформаційна база* дослідження складається із:

- наукових робіт українських та закордонних вчених, які працювали з обраною проблемою;

- аналітичних звітів та публікацій фінансових установ (Chainalysis, J.P. Morgan, Deloitte, Coinbase Institutional);

- статей та звітів про зміни в нормативно-правовій базі (Кабінет Міністрів України, Міністерство цифрової трансформації України, Державна служба фінансового моніторингу України, Financial Action Task Force (FATF), U.S. Securities and Exchange Commission (SEC));

- даних соціальних мереж (Twitter, Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn);

- API соціальних мереж;

- даних платформ для аналізу криптовалют (CoinMarketCap, CoinGecko, Binance).

*Наукова новизна отриманих результатів* полягає в удосконаленні теоретико-методичних положень поведінкової економіки в контексті ринку віртуальних активів, а саме:

*дістали подальшого розвитку:*

- концепції поведінкової економіки у контексті ринку віртуальних активів, які, на відміну від наявних, включають визначення стейкхолдерів віртуальних активів розподіленого реєстру з урахуванням цифрових компетентностей; запропоновану класифікацію поведінкових упереджень у прийнятті рішень інвесторами на криптовалютному ринку; розроблену

категоризацію інвесторів відповідно до поведінкових упереджень; аналіз впливу афективних, конативних та когнітивних аспектів поведінкових упереджень на прийняття рішень інвесторами на криптовалютному ринку;

— механізм моніторингу даних соціальних мереж в контексті ринку віртуальних активів, відмінність якого полягає в можливості збору, інтеграції, систематичного оновлення даних таких соціальних мереж, як Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn та Twitter (X), які є інформаційною базою для визначення поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів (інвесторів, трейдерів, розробників, платників та ін.) та розробки моделей прогнозування динаміки ринку віртуальних активів;

— інструментальні засоби аналізу даних соціальних мереж в контексті поведінкової економіки віртуальних активів, які, на відміну від наявних, дозволяють визначити релевантну структуру контенту, зокрема медійного, професіоналам ринку віртуальних активів; найбільш доцільну соціальну мережу поширення контенту, пов'язаного з криптовалютними проектами; тональність та настрої стейкхолдерів ринку віртуальних активів, які впливають на динаміку його розвитку;

*удосконалено:*

— методичні положення до розробки моделей прогнозування динаміки ринку віртуальних активів, які засновані на комплексному використанні API, даних соціальних мереж, методів економетричного моделювання та методів машинного навчання, що дозволяє досліджувати ефекти взаємодії регуляторних змін, новин та інших подій на криптовалютному ринку зі змінами поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів, ринкової динаміки та, у порівнянні з наявними розробками, підвищувати якість прогнозів динаміки ринку на підставі інтеграції метрик поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів;

— систему кількісних метрик поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів, яка сформована на підставі комплексного аналізу

даних таких соціальних мереж, як Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn, Twitter (X), та, у порівнянні з наявними розробками, включає найбільш релевантні для моніторингу даних соціальних мереж в контексті поведінкової економіки віртуальних активів метрики, які доцільно імплементувати в прогнозування динаміки ринку віртуальних активів;

— моделі прогнозування динаміки ринку віртуальних активів, відмінність яких полягає в інтеграції метрик поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку серед користувачів соціальних мереж, комплексному використанні методів економетричного моделювання, аналізу часових рядів, машинного навчання, що дозволяє покращити якість прогнозів динаміки ринку та управлінських рішень.

*Практичне значення отриманих результатів* полягає у розробці комплексного підходу до аналізу динаміки ринку віртуальних активів на основі поведінкових детермінант стейкхолдерів за даними соціальних мереж. Інтеграція поведінкових метрик, таких як частота обговорень, емоційний тон та активність користувачів у соціальних мережах, у моделі прогнозування підвищує точність оцінок і забезпечує гнучкість моделей до швидких змін ринку. Використання запропонованої системи моніторингу даних дає змогу здійснювати постійний збір інформації.

Результати дисертаційного дослідження впроваджено у практичній діяльності підприємств у сфері інформаційних технологій та комп'ютерних систем, рітейлу, управління стартапами. Зокрема, ТОВ «ЛАВЛІ БАННІ ГРУП» (довідка № 1 від 28.08.2024 р.), де впроваджений механізм моніторингу даних із соціальних мереж, який включає збір інформації з соціальних мереж за тематичними запитами за допомогою прикладних програмних інтерфейсів. Результати досліджень знайшли застосування в діяльності компанії у вигляді: вивчення цільової аудиторії, моніторингу тенденцій, подій, аналізу динаміки настроїв, популярності продукту, репутації компанії; нової моделі прогнозування ринкових тенденцій на основі даних моніторингу; сегментації користувачів мереж з метою виявлення трендів та популярних тем

серед користувачів.

На ТОВ «ЮКРЕЙНІАН ТЕХНОЛОДЖИ ТРАНСФЕР ТІМ» (довідка № 2 від 12.09.2024 р.), де впроваджений комплекс моделей аналізу динаміки ринку віртуальних активів у контексті поведінкової економіки, який дозволяє підвищити точність оцінки ринкових тенденцій на основі даних з соціальних мереж та поведінкових показників; покращити якість прогнозу цінових коливань віртуальних активів за рахунок врахування поведінкових патернів інвесторів і стейкхолдерів крипторинку, а також оцінки впливу соціальних медіа на динаміку ринку; сформувані аналітичні звіти для менеджменту компаній, які включають індикатори емоційних настроїв та трендів серед користувачів соціальних мереж, з метою підтримки прийняття інвестиційних рішень.

На ТОВ «DATA365 ОУ» (довідка № 28 від 28.09.2024 р.), де запропонований підхід, який базується на комбінованому застосуванні інтелектуальних систем аналізу даних, що підвищує якість управлінських рішень щодо прогнозування цінових коливань віртуальних активів, аналізу поведінкових патернів інвесторів та стейкхолдерів, а також оцінки впливу соціальних мереж на динаміку ринку. Результати дослідження були впроваджені в діяльність компанії у вигляді: методологічного підходу до побудови моделей прогнозування змін цін на ринку віртуальних активів на основі даних із соціальних мереж; розробки алгоритмів для ідентифікації поведінкових патернів інвесторів; рекомендацій для підготовки аналітичних звітів для керівництва компанії.

*Особистий внесок здобувача.* Дисертація є самостійним завершеним дослідженням. З наукових робіт, опублікованих у співавторстві, у роботі використано лише положення, які становлять індивідуальний внесок автора.

*Апробація результатів дисертації.* Ключові результати дослідження викладено та обговорено на наступних конференціях: VIII Міжнародна науково-практична Інтернет-конференція «Сучасні інноваційно-інвестиційні механізми розвитку національної економіки в умовах євроінтеграції» (Полтава, жовтень 2021), Міжнародна науково-практична конференція здобувачів освіти та

молодих вчених «Науковий простір: Актуальні питання, досягнення та інновації» (Вінниця, листопад 2021), Міжнародна науково-практична конференція «Реформування економіки в контексті міжнародного співробітництва: механізми та стратегії» (Запоріжжя, лютий 2022), Міжнародна науково-практична конференція «Економічна кібернетика: теорія, практика та напрямки розвитку» (Одеса, листопад 2022), Міжнародна науково-практична конференція «Інновації та перспективні шляхи розвитку інформаційних технологій» (Черкаси, грудень 2023), XV International Scientific Practical Conference «Modern problems of social and economic systems modelling» (Харків, квітень 2024), XII International Research-to-Practice Conference «Society Transformations in Social and Human Sciences» (Rīga, 2024), XII Всеукраїнська науково-практична конференція-форум молодих економістів-кібернетиків «Моделювання економіки: проблеми, тенденції, досвід» (Львів, листопад 2024), 1st Ukrainian Scientific and Practical Conference «Scientific Research Methodology – 2024» (Черкаси, листопад 2024), XVIII Міжнародна науково-практична конференція «Моделювання та прогнозування економічних процесів» (Київ, грудень 2024).

*Публікації.* Ключові результати та висновки дисертації представлено в 15 наукових працях, серед яких: 4 статті у періодичних наукових виданнях, включених до переліку наукових фахових видань України, 1 стаття у періодичних наукових виданнях інших держав, які входять до Європейського Союзу, та 10 тез доповідей у матеріалах конференцій апробаційного характеру.

*Структура дисертації.* Дисертаційне дослідження складається зі вступу, 3 розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Роботу представлено на 246 сторінках машинописного тексту (10,25 авт. арк.), з них основний текст роботи викладено на 200 сторінках (8,33 авт. арк.). Робота містить 12 таблиць, з них 2 таблиці займають 3 сторінки, 106 рисунків, з них 3 рисунки займають 3 сторінки, 6 додатків на 10 сторінках, список використаних джерел на 19 сторінках 160 найменувань.



## РОЗДІЛ 1

### ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ПОВЕДІНКОВОЇ ЕКОНОМІКИ ВІРТУАЛЬНИХ АКТИВІВ

#### 1.1. Огляд основних концепцій поведінкової економіки в контексті прийняття фінансових рішень

Поведінкова економіка є одним із напрямків економічної теорії, де досліджується вплив психологічних факторів на процес прийняття фінансових рішень у різних економічних ситуаціях. Розуміння причин економічної поведінки надає можливість значно підвищити точність економічних прогнозів, збільшити ефективність управлінських рішень.

На економічну поведінку впливають соціальні, когнітивні та емоційні фактори. Важливими аспектами досліджень поведінкової теорії є процес прийняття рішень економічними агентами в умовах надлишку інформації щодо можливостей її сприйняття і вплив цих рішень на поведінкові фактори на фінансових ринках.

Сучасна поведінкова економіка є міждисциплінарною галуззю знань, яка поєднує економічні, психологічні та соціальні науки. Вона вивчає економічну поведінку, вплив на неї соціальних і психологічних факторів. Моделювання та прогнозування з урахуванням цих факторів є одним з основних завдань поведінкової економіки. Розуміння процесу прийняття рішень передбачає врахування не тільки економічної ситуації, а і впливу соціальних процесів, поведінкових закономірностей, емоційних чинників. Поведінкова економіка досліджує вплив цих факторів для обґрунтування ухвалення фінансових рішень [42]. Науковці підкреслюють необхідність врахування поведінкових та емоційних аспектів при моделюванні поведінкових стратегій для підвищення

якості прогнозування [2].

Термін «поведінкова економіка» вперше з'явився в середині 20-го століття. Одним із основоположників ідеї поведінкової економіки є соціолог і економіст Герберт Саймон (1916–2001). Проблеми, пов'язані з дослідженням аспектів економічної поведінки та особливостей прийняття фінансових рішень, Г. Саймон розвинув у фундаментальних працях «Моделі відкриття та інші теми в наукових методах», «Моделі мислення», «Моделі людини: соціальне й раціональне». У 1978 р. Г. Саймон був удостоєний Нобелівської премії з економіки [26].

Його праці привертають увагу з точки зору розробки моделей економічної поведінки [6, 13, 14, 18, 26, 35, 40]. Г. Саймон ввів термін «обмежена раціональність». Передумовою теорії обмеженої раціональності є наявність неповної інформації. Згідно теорії, рішення приймаються в умовах обмеження часу, навичок, ресурсів тощо. Економічні агенти намагаються реалізувати власні цілі послідовно, а не одночасно і обирають не оптимальні, а задовільні цілі, менші від своїх максимальних можливостей. Герберт Саймон підкреслює, що люди не завжди приймають оптимальні рішення, а використовують спрощені моделі та евристики [139].

Згодом науковці доповнювали теорію обмеженої раціональності. Так, німецький економіст Р. Зельтен, також лауреат Нобелівської премії 1994 р. у своїй роботі «Обмежена раціональність» (1990) за допомогою експериментальних досліджень розробив трирівневу модель прийняття рішень: звички - уява - логічні міркування. Автор зазначив, що рішення проблеми може виникати на будь-якому рівні, тобто індивід приймає рішення за звичкою, з уявою чи за логікою дій. Але остаточне рішення приймається з урахуванням цілей, реальної ситуації і психологічного стану на даний момент [136].

Ідею Герберта Саймона надалі розвинули Деніел Канеман та Амос Тверські [150]. Вони досліджували когнітивні упередження та евристики, підкреслювали важливість емоційного впливу на економічні рішення.

Ізраїльсько-американський психолог Деніел Канеман (1934 - 2024) – один з основоположників поведінкової економічної теорії. Він розглядав економічну

науку через «призму психології». Д. Канеман спільно з В. Смітом також удостоєні Нобелівської премії з економіки у 2002 році [15, 18]. Вони довели, що процес прийняття економічного рішення в умовах невизначеності відрізняється від раніше описаної моделі *homo economicus* [97, 99]. Книга «Мислення швидке та повільне», – є бестселером серед наукових праць та видань [98]. Автор структурував і розвинув ідею про дві системи функціонування мозку людини: режим швидкого та інтуїтивного, притаманного від народження і режим повільного і аналітичного, що формується протягом життя і потребує зусиль і аналізу накопиченого досвіду.

Фундаментальні роботи з поведінкової економіки були створені у 1971 – 1981 роках у співпраці з Амосом Тверські, когнітивним психологом. Теорія перспектив Канемана і Тверські (1979) [96, 151] є однією з ключових теорій поведінкової економіки, яка розроблена на емпіричних фактах поведінки реальних індивідів в умовах ризику. Теорія описує поведінку індивіда в умовах невизначеності. Вона акцентує увагу на суб'єктивізмі: люди переоцінюють низькі ймовірності виникнення альтернатив, і, навпаки, недооцінюють високі ймовірності. Згідно даної теорії, люди приймають рішення на підставі оцінки можливих виграшів чи втрат, яка є асиметричною: втрати сприймаються більш значущими, ніж виграші, навіть якщо вони однакові за розміром. Втрата \$100 викликає більше негативних емоцій, ніж задоволення від отримання \$100 [96]. На процес прийняття рішень впливають певні евристики і упередження. Так, надмірна впевненість у поєднанні з оптимізмом є упередженням, яке зустрічається найчастіше [39].

Під терміном «евристики» передбачають емпіричні правила чи розумові скорочення, які вимагають менше когнітивних зусиль і сприяють більш швидкому процесу ухвалення рішень. Іншими словами, це практичне ментальне правило, яке люди застосовують на рівні інтуїції.

Евристичні методи застосовуються тоді, коли немає чіткого точного алгоритму прийняття рішення, а евристика дозволяє побудувати модель процесу прийняття фінансового рішення. Так, евристика пропонує структурно-

семантичну модель, яка відображає семантичні відношення між об'єктами. Вони корисні в умовах обмеженої інформації та часу, але можуть призводити до систематичних помилок або когнітивних упереджень [150].

Когнітивні упередження досліджуються науковцями з психології і поведінкової економіки. Актуальним є питання щодо класифікації і пояснення упереджень. Когнітивні упередження можуть призводити до систематичних відхилень від стандарту раціональності. Деякі упередження називаються евристиками або викривленнями.

Так, евристика доступності, її ще називають «ментальне скорочення шляху» вказує на те, що люди вважають більш важливою ту інформацію, яка пригадується легко [80]. І, відповідно евристиці доступності, люди більше довіряють новій інформації, тобто упереджені на користь останніх новин.

Підтверджувальне упередження – люди шукають або інтерпретують інформацію так, щоб вона підтверджувала вже сформовані власні переконання [119]. Під час формування судження про певний об'єкт чи подію, згідно евристиці репрезентативності, люди приділяють увагу власним вже сформованим стереотипам. У статті U. Sadeeq, K. Butt (2024) [133] підтверджено вплив упередження доступності на процес прийняття інвестиційних рішень.

Евристика якорування – це вид когнітивного упередження, що вказує на схильність людей покладатися на першу доступну інформацію, так званий «якір» при прийнятті рішень [105]. І в подальшому, в процесі прийняття рішень, цей «якір», тобто початкова інформація, впливає на прийняття наступних рішень. Інформація інтерпретується і коригується з урахуванням «якоря». Гіпотезу про евристику якорування та коригування вперше висунули Амос Тверські та Деніел Канеман [150].

На процес прийняття рішень також впливає когнітивне упередження ефект фреймінгу, яке ще називають «ефект обмеження рамками». Зміна контексту чи форми подання інформації викликає різні форми сприйняття інформації чи різні відповіді за умови одного і того ж змісту. Наприклад: людина скоріше обере курс із формулюванням «працевлаштовуємо 90 зі 100 студентів», ніж «всього 10%

після проходження курсу не знайшли роботу». Спосіб, яким подається інформація, добір слів у формулюванні, виникнення асоціацій та вражень, позитивних чи негативних емоцій, – впливає на процес прийняття рішень.

Одним з сильних поведінкових упереджень є ефект володіння, який полягає в тому, що для людини більшу цінність мають ті речі, якими вони вже володіють, а не ті, які в них можуть бути у майбутньому. У поведінковій економіці його ще називають «уникнення позбавлення»: люди готові сплачувати більше коштів за те, чим вони володіють [132]. А відмова від «володіння» відчувається як втрата.

Упередження статусу-кво – це когнітивне упередження, суть якого полягає в тому, що поточний стан справ (статус-кво) розцінюється як точка відліку, яка має переваги в процесі прийняття рішень. І, відповідно, відхилення від поточного стану розцінюється як втрата. Люди зберігають поточний стан справ, оскільки більше довіряють вже відомому і звичному та намагаються уникнути ризиків, пов'язаних з можливими змінами. Зміни потребують певних зусиль та ресурсів, які сприймаються як певний бар'єр в процесі прийняття рішень.

Цікавими є дослідження R. Thaler (1999) [142] щодо ментального обліку. Автор зазначає, що люди розподіляють гроші по різних «ментальних рахунках». При чому на процес прийняття фінансових рішень впливають власні суб'єктивні критерії.

W. Samuelson, R. Zeckhauser [135] вивчали упередження статус-кво. Автори зазначають, що в процесі прийняття рішень люди уникають навіть корисних змін, і надають перевагу тому, щоб залишити все як було раніше. Науковці R. Hogarth, H. Einhorn [92] також досліджували когнітивні упередження, їх вплив на процес прийняття рішень. Вони зазначають, що люди більше зосереджують свою увагу на тій інформації, яку отримали напередодні.

Дослідженням вивчення емоційного впливу на процес прийняття рішень також займалися науковці J. Lerner, D. Small, G. Loewenstein [109]. Вони акцентують увагу на ірраціональності поведінки інвесторів на фінансових ринках. У своїх дослідженнях показують вплив емоцій на ухвалення рішень. У

статті D. Vamossy [154] аналізує реакції користувачів соціальних мереж і їх вплив на поведінку інвесторів та на ціни активів. У висновках автор підтверджує вплив емоцій на прогнозування щоденних змін ціни активів.

Ефект надмірної впевненості – вид упередження, при якому впевненість людини вища від об'єктивної точності аргументів [123]. З точки зору психології, надмірна впевненість включає надмірну точність, переоцінку поведінки, завищення окремих результатів. У статті С. Robb, Р. Vabiarz та інші автори [131] зазначають, що на фінансових ринках надмірно впевнені споживачі недооцінюють ризики саме через високу оцінку своїх знань і переконань.

Надмірна точність впливає на поведінку інвесторів. Надмірна точність – це варіант надмірної впевненості на кшталт «Я – знаю! Це правда», хоча при цьому судження можуть бути викривленими [90, 91].

У рамках поведінкової економіки слід звернути увагу на соціальні впливи. Даний термін є актуальним у соціальній психології, де він розглядається з точки зору зміни поведінки індивіда через вплив дій інших людей. Так, одним із видів соціального впливу є конформна поведінка.

Конформна поведінка – це ситуативна, подібна, відповідна, погоджувальна поведінка індивіда під впливом групового тиску, коли рішення приймаються слідуючи «за більшістю», навіть якщо індивід має особисту думку.

Інший вид – ідентифікація і прийняття. Це ситуації, при яких на думки і дії людини значний вплив має думка лідерів. Колективна поведінка – це теоретичний термін поведінки натовпу [33]. Згідно даної теорії, на поведінку людини впливає «колективна ментальність», тобто у деяких ситуаціях людина діє так, як значна кількість людей, часто під впливом емоцій і, як правило, нерационально.

Так, С. Турлакова у статті [149] для визначення рефлексивних характеристик економічних агентів запропонувала методологію моделювання шляхом формування нечітких множень та нейромережевого моделювання для забезпечення управління проявами стадної поведінки.

Згідно з дослідженням, проведеним у 2023 році [57], було виявлено, що упередження доступності в умовах високої волатильності ринків криптовалют може суттєво впливати на процес прийняття інвестиційних рішень. Люди схильні приймати рішення на основі нещодавньої або легкодоступної інформації, що підсилюється інформаційними потоками в соціальних мережах. Автори N. Vrmalj, E. Mujačević (2023) розглядають колективну поведінку на ринку криптовалют [57]. Вони зазначають, що інвестори схильні слідувати за поведінкою інших учасників ринку. Дослідження розглядає упередження в контексті ліквідності та настроїв інвесторів для криптовалют з різною ринковою капіталізацією під час періодів низької ліквідності. Для криптовалют з великою капіталізацією ефект виникає навіть при високій ліквідності. Крім того, результати дослідження свідчать про те, що оптимістичні настрої інвесторів, виміряні за допомогою інструменту «Twitter Hedonometer».

Для фінансових ринків характерним є те, що інвестори приймають рішення під впливом соціальних або психологічних факторів. Так, Н. Грущинська підтверджує у своїх роботах, що інвестори та інші учасники ринку часто діють ірраціонально через вплив емоцій, ілюзій та інших факторів [7].

Науковці приділяють увагу дослідженню «емоційного» інтелекту [39]. Розуміння таких проблем, як розпізнавання емоцій, їх інтерпретація, вміння їх контролювати, управляти стресом, адаптуватися до змін, дозволяють продуктивно використовувати емоції для оптимального вирішення проблем та визначати їх вплив на економічну поведінку. Емоції відіграють важливу роль у прийнятті економічних рішень, часто призводячи до поведінки, яка відхиляється від раціональної моделі.

Цікавим напрямом сучасної поведінкової економіки є вивчення механізмів взаємодії різних економічних агентів, пов'язаних з використанням штучного інтелекту. У статті [148] С. Турлакова розробляє концептуальні положення для діагностики та управління поведінкою з використанням штучного інтелекту в межах рефлексивних характеристик. Для обробки отриманих результатів автор використовує інструменти нечіткої логіки та нейромережевого моделювання. У

монографії [144] С. Турлакова та Б. Логвіненко проаналізували комплекс економіко-математичних моделей вивчення можливостей і загроз використання інструментів штучного інтелекту з точки зору управління поведінкою економічних агентів. В науковій статті М. Гудзь [8] узагальнено роль емоційних та когнітивних факторів на процес прийняття економічних рішень в умовах нестабільності, особлива увага приділена впливу війни на економічну поведінку людини, підкреслена важливість контролю емоцій і мотивації на економічні рішення. У статті О. Глущенко, М. Іващенко [4] проаналізовано психологічні зміни економічної поведінки у зв'язку з розвитком цифрової економіки. Приділена увага змінам у фінансовій поведінці споживачів та необхідності адаптації до нових підходів.

На економічну поведінку також впливає емоційне прив'язання. Інвестори надають емоційну перевагу певним видам активів, і це заважає об'єктивному аналізу їхньої вартості. Наприклад, інвестор відмовляється продавати акції компанії, навіть коли їхня ціна падає, через емоційне прив'язання або історичну успішність компанії. Слід також зазначити, що важливу роль відіграє психологічний комфорт. Люди схильні приймати рішення, які приносять їм психологічний комфорт або уникати рішень, що викликають дискомфорт. Наприклад, споживачі обирають вже знайомі бренди, навіть якщо альтернативи можуть бути кращими за ціною або якістю.

Науковці D. Guégan, T. Renault (2021) [86] досліджували взаємозв'язок між настроями інвесторів у соціальних мережах і прибутковістю біткоіна. Зазначають, що існує статистично значущий зв'язок між настроями інвесторів і прибутковістю біткоінів протягом 15 хвилин, для нижчих частот зв'язок зникає.

Науковці у своїх публікаціях зазначають, що розвиток цифрових технологій є впливовим фактором у прийнятті інвестиційних рішень. S. Solanki, S. Wadhwa, S. Gupta [140] розглядали основні проблеми, з якими стикаються інвестори під час ухвалення рішень на основі інформації з онлайн-платформ, таких як сайти та соціальні медіа. У дослідженні зазначено, що інвестори



активно реагують на інформацію, отриману через веб сайти, додатки чи соціальні платформи, такі як Facebook або Twitter.

Зважаючи на те, що соціальні мережі забезпечують ефективну комунікацію між користувачами, перспективним напрямком є дослідження поведінкових детермінант і факторів учасників ринку віртуальних активів. Так, згідно звіту Global Digital за 2024 рік, користуються соціальними мережами понад 5 мільярдів людей [77].

Науковці [52] зазначають, що дані соціальних мереж є неупередженими і безперервними, підвищується рівень їх досліджень. Саме особливості двосторонніх комунікацій та можливість охоплення цільової аудиторії є перевагами для досліджень даних у соціальних мережах. Визначення активності і настроїв користувачів соціальних мереж у порівнянні з методами опитування, – також є перевагами [106].

Науковці також розглядають соціальні мережі як інструмент маркетингу [41]. Користувачі створюють контент, оновлюють його, обговорюють думки лідерів та інші соціальні фактори. Достатньо уваги приділяється вивченню емоційного інтелекту на процес прийняття фінансових рішень. Так, Н. Грущинська акцентує увагу на здатності особистості розпізнавати та інтерпретувати емоції для прийняття ефективних рішень [7].

Науковці харківської школи Л. Гур'янова, С. Чернов, О. Димченко, С. Лабунська [61] впроваджують методичні підходи до побудови моделей комплексної оцінки та аналізу фінансової децентралізації на основі методу рівня розвитку, факторного і кластерного аналізів, нейронних мереж Кохонена, панельних моделей. Т. Меркулова і К. Кононова досліджують методи прогнозування фінансових рядів, проводять аналіз настроїв, семантичний аналіз поведінки економічних агентів [23, 34]. Достатньо уваги приділено методам нейромережевого моделювання в наукових роботах К. Кононової, А. Дека [104], В. Маркова, М. Шпакович [23, 102]. К. Кононова і А. Дек моделювали поведінку економічних агентів на ринку криптовалют [24].

Науковці О. Доценко, О. Глущенко, П. Проноза, М. Швайко,

О. Давидов [17] досліджують динамічні патерни поведінки цін віртуальних активів на криптовалютному ринку, патерни ціноутворення DeFi-активів за допомогою методів ієрархічної кластеризації та карт Кохонена. Результати даного дослідження визначають такі активи як стабільну криптовалютну екосистему. А. Камінський, І. Мірошніченко у роботі [100] розподілили 327 криптовалют з капіталізацією понад 1 мільйон доларів США на кластери на основі прибутковості з метою оцінки інвестиційних ризиків.

Вчені V. Derbentsev, V. Bezkorovainyi, R. Akhmedov [73] пропонують для проведення аналізу настроїв та емоцій користувачів соціальних мереж використовувати такі методи машинного навчання, як логістична регресія, нейромережеве моделювання та метод опорних векторів.

Роботи De Brajesh [71], J. Gough [85], S. Preibisch [126] присвячені впровадженню прикладних програмних інтерфейсів. Науковці розробили рекомендації по їх інтеграції в роботу із цільовими платформами. Прикладні програмні інтерфейси допомагають виконувати конкретні тематичні запити для подальшої інтерпретації [69].

Соціальні мережі, інтернет-форуми, лідери думок мають значний вплив на економічні рішення. Користувачі часто діють відповідно до рекомендацій інших, що створює ефект наслідування або стада, коли люди копіюють поведінку більшості без власного аналізу ризиків. У контексті ринку віртуальних активів, де волатильність і невизначеність є значними, соціальні медіа можуть бути інструментом, здатним викликати як паніку, так і ейфорію. Заяви інфлюенсерів, які мають великий авторитет та численну аудиторію, миттєво впливають на поведінку інвесторів. Наприклад, коли відомий інфлюенсер підтримує певний віртуальний актив або, навпаки, висловлює сумніви щодо його перспектив, інвестори схильні діяти відповідно до цієї думки, що призводить до значних коливань на ринку. Інтеграція моделей поведінкової економіки з даними соціальних мереж відкриває нові можливості для аналізу та прогнозування на ринку криптовалют. Використання аналізу настроїв у соціальних медіа дозволяє передбачити зміни цін на криптовалюту, базуючись на емоційних реакціях

користувачів. Такий аналіз можна застосовувати для прогнозування ціни віртуальних активів, для моніторингу ринкових настроїв, для виявлення поведінкових патернів.

Науковці R. Gosal, D. Astuti, E. Evelyn [84] зазначають, що самооцінка та об'єктивні фінансові знання значно впливають на суб'єктивні фінансові знання за умови, що суб'єктивні фінансові знання виступають посередницькою змінною. Вказують на важливість врахування психологічних та соціальних факторів. У статті науковців B. Pearson, T. Korankye [124] досліджується зв'язок між впевненістю у фінансовій грамотності та фінансовим задоволенням. Автори підкреслюють необхідність визнання розриву між суб'єктивною оцінкою фінансової грамотності та її об'єктивним рівнем. Результати показують, що надмірна самовпевненість у фінансовій грамотності призводить до нездатності об'єктивно оцінити своє фінансове становище, створюючи хибне відчуття фінансового задоволення.

Цифрова компетентність [12] тісно пов'язана з інформаційною та медіа-грамотністю, передбачає вміння ефективно комунікувати у різноманітних контекстах, працювати з медіа-контентом, створювати цифрові контенти. Вміти критично оцінювати достовірність та надійність інформаційних джерел, вплив інформації на поведінку і свідомість, на прийняття рішень, – це також цифрова компетентність [67, 68]. Тут в нагоді стане поведінкова економіка, знання маніпулятивного впливу інформації на поведінку стейкхолдерів ринку віртуальних активів та вміння здійснювати аналіз поведінкових упереджень при прийнятті фінансових рішень.

Проведений аналіз вказує на те, що основні теорії, концепції, евристики та упередження є частиною процесу прийняття рішень при роботі з віртуальними активами.

Тепер інтегруємо основні концепції та упередження у поведінкову економіку віртуальних активів. Проведений аналіз вказує на те, що основні теорії, концепції, евристики та упередження є частиною процесу прийняття фінансових рішень при роботі з віртуальними активами.

Згідно з теорією раціонального вибору, інвестори ринку віртуальних активів мають ретельно проаналізувати переваги і ризики, визначитися з конкретним активом, і потім прийняти остаточне рішення. Згідно з теорією перспектив, інвестори переоцінюють відсоток успішних інвестицій, тому можуть продавати активи, які в подальшому будуть приносити прибуток і, навпаки, уникати продажу активів, які в подальшому будуть збитковими. Учасники ринку можуть проявляти надмірну точність, брати до уваги тільки позитивні новини про актив, враховувати думки лідерів або дії інших інвесторів.

Щодо евристики доступності, то актуальні події, новини на ринку віртуальних активів, впливають на оцінку інвестиційних ризиків. Наприклад, після виходу новин про різке падіння курсу конкретної криптовалюти, інвестори схильні переоцінювати ймовірність подальшого зниження і це впливає на процес прийняття фінансового рішення на користь утримання від подальшого інвестування. Евристика доступності також впливає на вибір інвестора на користь того віртуального активу, який більше рекламується і частіше зустрічається в соціальних медіа. На ринку віртуальних активів евристика доступності призводить до переоцінки ймовірності успішних угод і недооцінки можливих ризиків на фоні отримання нової інформації, наприклад, виходу нового віртуального активу.

Вплив підтверджувальних упереджень проявляється в тому, що учасники ринку активно шукають лише ту інформацію, яка підтверджує їхні переконання. Тоді інвестори вірять у зростання певного віртуального активу, зосереджують свою увагу лише на позитивних новинах і сприятливих прогнозах, ігноруючи при цьому негативну інформацію про конкретний актив, особливо, якщо вони вже інвестували у даний актив. Вплив даного упередження значно збільшує ймовірність прийняття ризикованих рішень.

Чітко простежується вплив евристики якорування на прийняття фінансових рішень на ринку віртуальних активів. Інвестори акцентують увагу на початковій інформації, і цей «якір» впливає на всі подальші інвестиції. Наприклад, якщо інвестор спочатку дізнався, що ціна конкретної криптовалюти

була на рівні \$50 000, він сприймає цю цифру як референтну точку, навіть якщо ринкова ситуація змінилася. При падінні ціни до \$30 000 інвестор вирішує, що це «дуже вигідна угода». Такі дії призводять до надто довгого утримання віртуального активу або, навпаки, його передчасного продажу.

В залежності від того, як представлена інформація, ефект фреймінгу впливає на інтерпретацію думок лідерів. Якщо інформація активно висвітлюється у засобах масової інформації чи соціальних мережах, то інвестори схильні наслідувати дії професійних учасників ринку. Новини про суттєві інвестиції, наприклад, у конкретну криптовалюту, провокують хвилю покупок серед роздрібних інвесторів. Інвестори активно приєднуються до тренду, коли констатують сигнали надійності, наприклад, певна криптовалюта користується значним попитом.

Цікаво впливає на поведінку стейкхолдерів ринку віртуальних активів ефект володіння. Всі учасники ринку схильні до переоцінки активів, якими вони володіють. Чітко простежується емоційна прив'язка, яка проявляється в небажанні продавати віртуальний актив, навіть, якщо це фінансово не вигідно. Інвестори відчувають сильний емоційний вплив від втрати. Навіть більший, ніж від прибутку аналогічного розміру. І такий страх впливає на прийняття фінансових рішень і поведінку інвесторів. Вони уникають не лише ризикованих рішень, але й потенційно вигідних інвестицій.

На ринку віртуальних активів ефект статус-кво простежується чітко, оскільки даний ринок є інноваційним, динамічним, з частими технологічними змінами. Тому для одних інвесторів, – це нові можливості, а для тих, хто надає перевагу традиційним фінансовим інструментам, – це перешкоди. Упередження статус-кво є фактором, який стримує процес адаптації до інноваційних технологій. Високий рівень ризиків на ринку віртуальних активів призводить до того, що інвестори не готові змінювати свою поведінку при прийнятті фінансових рішень. Звісно, цьому сприяє недостатня правова регуляція ринку та недостатня цифрова компетентність його учасників.

Власне впливом ефекту статусу-кво можна пояснити повільне прийняття блокчейн-технологій, віртуальних активів, криптовалют. Навіть провідні фінансові установи, які мають можливості для інвестування в блокчейн, утримуються від впровадження блокчейн-технологій і обирають залишатися з традиційними методами роботи.

Посилює ефект статус-кво наявність високої волатильності на ринку віртуальних активів, особливо криптовалют. Ті інвестори, які звикли до стабільних традиційних фінансових ринків не бажають змінювати свої інвестиційні стратегії, усвідомлюючи можливі фінансові ризики. Ефектом статус-кво також можна пояснити повільне правове регулювання на ринку віртуальних активів.

Слід також зазначити, що віртуальні активи є достатньо складними і ризикованими для розуміння і впровадження, тому деякі інвестори відносяться до них з пересторогою і віддають перевагу традиційним фінансовим інструментам. Їм психологічно легше працювати з традиційними фінансовими активами. Вони не готові відмовитись від звичних інвестиційних стратегій на користь альтернативних, навіть, якщо нові є фінансово більш вигідними. Тут ще приєднується страх втратити свої гроші, і цей ефект посилює статус-кво.

Тепер більш детально про синдром втрачених можливостей. Це ефект FOMO – ситуація, при якій люди відчувають страх пропустити можливість отримати вигоду, наприклад, від швидко зростаючого віртуального активу [31]. Ефект FOMO впливає на процес прийняття фінансових рішень таким чином, що інвестори приймають рішення не на підставі раціонального аналізу, а на основі емоцій. На ринку віртуальних активів, рішення схиляються в бік інвестицій в ризиковані активи саме через страх упустити шанс отримати значний прибуток. Навіть за умови, що вони не до кінця усвідомлюють ризики.

Висока волатильність, характерна для ринку віртуальних активів, робить ефект FOMO особливо актуальним. Так, новини про можливий «бум» криптовалют провокують панічні покупки певної криптовалюти.

Слід окремо відмітити вплив соціальних мереж на механізм ефекту FOMO. Новини про віртуальні активи швидко поширюються через соціальні платформи. Люди схильні порівнювати себе з іншими. Інформація про значні прибутки інших людей сприяє спонтанному інвестуванню. Спостереження за такими публікаціями викликає страх пропустити можливість.

Окремо слід звернути увагу на таку поведінкову ситуацію. Коли ціни на конкретний віртуальний актив швидко зростають, інвестори, з урахуванням FOMO-ефекту, розцінюють ситуацію як «Золотий шанс», і починають купувати активи саме через страх, що ціна зросте ще більше. Такі покупки дійсно призводять до зростання ціни, але такі ціни не відповідають справжній вартості активів, і коли ринок досягає піку, ціна на такі віртуальні активи стрімко падає. Такі рішення призводять до значних фінансових втрат.

Вплив ефекту FOMO на ринок віртуальних активів проявляється також в тому, що більшість інвесторів приймають фінансові рішення на основі емоцій та під впливом соціальних медіа, що сприяє нестабільності ринку, зниження можливостей для прогнозування цін. Одним із факторів зменшення впливу ефекту FOMO на ринок віртуальних активів, є підвищення рівня цифрових компетентностей стейкхолдерів ринку віртуальних активів.

Ефект надмірної впевненості на ринку віртуальних активів простежується у тих ситуаціях, коли інвестори мають власні переконання. Наприклад, вважають, що можуть самостійно точно спрогнозувати зміни цін на ринку або переконані в тому, що, скажімо, на конкретну криптовалюту ціна буде стрімко зростати. Для таких інвесторів властива схильність до надмірних ризиків, до умовного завищення ціни віртуального активу, вони часто відкривають позиції з високим кредитним плечем, ігнорують негативну інформацію. Є інвестори, які взагалі не зважають на ринкові зміни, але твердо впевнені, що всі їх попередні стратегії будуть працювати, як і раніше. Реальна ситуація на фінансовому ринку може не співпадати з їх переконаннями. Такий надмірний оптимізм впливає на прийняття фінансових рішень тим, що призводить до підвищення ризиків інвестування через недооцінку можливих наслідків.

Для ринку віртуальних активів характерним є вплив колективної поведінки. При прийнятті фінансових рішень люди схильні враховувати настрої і поведінку інших учасників. Тут важливу роль також відіграють публікації на тему віртуальних активів у соціальних мережах. Наприклад, інформація про зростання конкретної криптовалюти, викликає жваве обговорення, внаслідок чого зростає кількість інвестицій у цю саму криптовалюту, що призводить в подальшому до зростання її ціни. Або, скажімо, невзаємозамінні токени чи децентралізовані фінанси стають популярними. Тоді інвестори слідуєть трендам, і як наслідок, збільшується попит на даний віртуальний актив. Попит сприяє збільшенню ціни, але щойно тренд закінчується, ціни стрімко знижуються.

Окремим видом даного упередження є конформна поведінка. Варто відмітити, що на поведінку учасників ринку віртуальних активів значний вплив має думка лідерів. Це можуть бути інфлюенсери, трейдери, політики. Інвестори враховують інформацію, отриману через публікації у соціальних мережах, можуть наслідувати їхні кроки, сподіваючись отримати подібні результати.

Особливо чітко дане упередження простежується тоді, коли ринок переживає «бум» або «спад». У ситуації, коли значна кількість учасників ринку схильна до оптимізму, інвестори почнуть купувати активи тому що «всі купують». Збільшення попиту провокує зростання ціни активів і, у свою чергу, збільшує психологічний тиск для наступних потенційних інвесторів. У ситуації, коли інвестори піддаються «паніці» через те, що більшість інших учасників ринку починають продавати віртуальні активи, буде спостерігатися падіння ціни.

Колективна поведінка є однією з причин високої волатильності ринку віртуальних активів. Вона спричиняє різкі коливання ціни у відповідь на ситуацію, коли значна кількість учасників ринку купує або продає віртуальні активи, що впливає на зміну ціни.

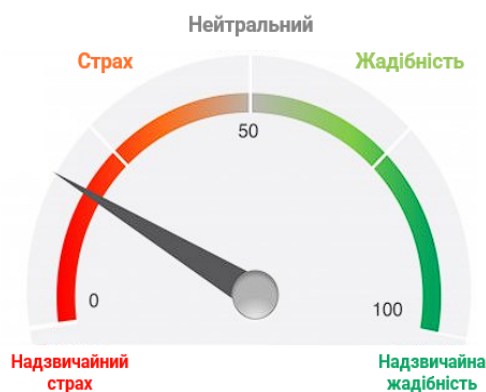
Слід також окремо розглянути такі емоції, як страх і жадібність, оскільки вони суттєво впливають на прийняття фінансових рішень у контексті віртуальних активів.



Страх може призвести до таких змін поведінки, як паніка, масові продажі віртуальних активів, і зниження стабільності ринку. Так, у разі отримання негативних новин, на кшталт регуляторних обмежень чи хакерських атак, інвестори починають продавати свої активи, створюючи ефект «паніки». Паніка в свою чергу провокує стрімке зниження ціни. Такі масові продажі, навіть за заниженими цінами, посилюють волатильність і подальші різкі коливання цін.

Слід окремо зазначити, що страх може бути інструментом для маніпуляцій на ринку віртуальних активів. Скажімо, крупні учасники ринку або лідери думок можуть навмисно поширювати негативні новини або чутки для того, щоб викликати паніку серед інших учасників і потім купити активи за низькими цінами.

Жадібність є другою стороною емоційної поведінки на ринку віртуальних активів. Це ситуація, при якій інвестор намагається отримати максимально більше вигоди у короткі терміни, часто із ігноруванням ризиків. Під впливом жадібності інвестори часто переоцінюють вартість віртуальних активів або сподіваються, що їх вартість буде зростати у короткострокових перспективах. Така поведінка особливо характерна для нових учасників ринку віртуальних активів, а також для нових проєктів, коли інвестують без можливості проведення аналізу. На ринку віртуальних активів визначають індекс страху та жадібності для оцінки настроїв інвесторів (рис. 1.1).



<b>Надзвичайний страх</b>	<b>0-25</b>
<b>Страх</b>	<b>25-45</b>
<b>Нейтральний</b>	<b>45-55</b>
<b>Жадібність</b>	<b>55-75</b>
<b>Надзвичайна жадібність</b>	<b>75-100</b>

Рис. 1.1. Індекс страху та жадібності інвесторів [48]

На рисунку 1.1 діапазон показників відображає емоційний стан ринку від «надзвичайного страху» (0-25) до «надзвичайної жадібності» (75-100), що дозволяє оцінити настрої інвесторів на основі психологічних факторів впливу [48].

Слід також зазначити, що для ринку віртуальних активів характерними є цикли страху та жадібності. Так, під час підйому («бика») домінує жадібність, яка призводить до зростання цін на активи. Коли ринок досягає піку, страх починає домінувати, що призводить до корекції або падіння («ведмідь»). Страх змушує інвесторів продавати активи під час падіння ринку для того, щоб уникнути подальших втрат, навіть якщо це може бути нерационально. Жадібність призводить до надмірного ризику, коли інвестори прагнуть до високих прибутків.

Систематизовано поведінкові упередження [29] стейкхолдерів ринку віртуальних активів за такими трьома категоріями: афективні, конативні і когнітивні (табл. 1.1).

Афективні упередження виникають на основі емоційних реакцій і почуттів, що впливають на фінансові рішення. Вони є основними джерелами емоційного реагування на ринкові події. Для учасників ринку віртуальних активів, – це радість від успішних інвестицій та страх перед втратою грошей. Слід зазначити, що підвищений оптимізм є фактором, який може призводити до прийняття ризикованих рішень. Ефект володіння, ефект FOMO, надмірний оптимізм, – це афективні упередження.

Конативні упередження відображають волю та мотивацію особи, спрямовану на досягнення цілей. Для учасників ринку віртуальних активів, – це мотивація до досягнення фінансових цілей, мотивація до збереження капіталу, відмова від інвестицій. Конативні упередження визначають ступінь рішучості інвестора та його готовність продовжувати інвестувати. Надмірна впевненість, ефект підтвердження, колективна поведінка, – це конативні упередження.

**Класифікація поведінкових упереджень при прийнятті рішень інвесторами  
на ринку віртуальних активів**

<b>Група</b>	<b>Вид упередження</b>	<b>Загальна характеристика</b>	<b>Приклад на ринку віртуальних активів</b>
<b>Афективні упередження</b>	Ефект володіння	Схильність до переоцінки активів, якими вже володіють через емоційну прив'язаність	Інвестор сприймає віртуальні активи як частину свого майна і не продає їх, навіть коли це вигідно
	Ефект FOMO	Страх упустити вигідну можливість	Інвестор спостерігає стрімке зростання криптовалюти і купує її, так як боїться «упустити можливість»
	Надмірний оптимізм	Переконання у позитивних змінах на фінансових ринках	Інвестори переоцінюють віртуальний актив і купують його, сподіваючись на його подальше зростання
<b>Конативні упередження</b>	Надмірна впевненість	Надмірна віра у власні знання та здатність передбачати рух ринку	Інвестор занадто впевнений у вірності своїх прогнозів, купує активи, не зважаючи на об'єктивні дані
	Ефект підтвердження	Врахування лише тієї інформації, яка підтверджує власні переконання	Інвестор, коли вірить у зростання ціни криптовалюти, шукає лише позитивні новини і ігнорує негативні новини
	Колективна поведінка	Готовність діяти у відповідності до поведінки інших	Інвестор при прийнятті рішень копіює дії інших учасників ринку віртуальних активів
<b>Когнітивні упередження</b>	Евристика якорування	Акцент уваги на початковій інформації	Інвестор утримує віртуальний актив на основі інформації при його купівлі, навіть за умови наявності змін
	Евристика доступності	Акцент уваги на останніх подіях	Інвестор враховує новини на ринку віртуальних активів і уникає інвестувань, наприклад при зниженні курсу криптовалют
	Ефект втрати	Емоційна реакція на втрату сильніша, ніж на аналогічний прибуток	Інвестор намагається уникати втрат, навіть потенційно вигідних у довгостроковій перспективі
	Ефект статусу-кво	Надання переваги поточному стану справ	Інвестори утримуються від реорганізації свого портфеля через витрати часу і зусиль

*Розроблено автором*

Когнітивні упередження пов'язані з пізнавальними процесами і розумінням фінансових питань. Для учасників ринку віртуальних активів, – це підготовка до прийняття рішень, здатність аналізувати інформацію, приймати розсудливі рішення та раціонально оцінювати ризики і можливості. Евристика якорування, евристика доступності, ефект втрати, ефект статусу-кво – це когнітивні упередження.

У відповідності до класифікації поведінкових упереджень, категоризовано інвесторів на п'ять груп (табл. 1.2).

*Таблиця 1.2*

**Вплив афективних, конативних та когнітивних поведінкових упереджень на прийняття інвестиційних рішень**

<b>Група</b>	<b>Тип інвесторів</b>	<b>Вид упередження</b>	<b>Група упередження</b>	<b>Приклад поведінки на ринку віртуальних активів</b>
I	Інвестори з надмірною впевненістю	Надмірна впевненість	Конативні	Інвестори переоцінюють власну здатність передбачати ринок, ігнорують ризики та негативні сигнали
II	Інвестори, які бояться втрат	Ефект FOMO	Афективні	Інвестори уникають ризикових рішень через страх втрати можливість
III	Інвестори, які утримують активи	Ефект якорування, ефект витрат, статус кво	Когнітивні	Інвестори тримають активи, навіть зазнаючи втрат, через попередні витрати часу та ресурсів
IV	Інвестори, які шукають підтвердження переконань	Ефект підтвердження	Конативні	Інвестори вибірково шукають інформацію, яка підтверджує їх переконання, ігноруючи інші дані
V	Інвестори, які діють за колективною поведінкою	Колективна поведінка	Конативні і афективні	Інвестори орієнтуються на дії інших, слідуючи загальним ринковим трендам

*Розроблено автором*

I група включає інвесторів, які мають підвищений рівень впевненості у своїй здатності прогнозувати ринок криптовалют. Вони схильні до конативних

упереджень, що проявляються у переоцінці власних знань та недооцінці потенційних ризиків. Ці інвестори часто демонструють ефект упевненості, що формує їхню віру у здатність контролювати ринок. Як наслідок, вони можуть ігнорувати важливі сигнали, які не відповідають їхнім очікуванням, та нехтувати альтернативними джерелами інформації. Конативний аспект цього упередження відображає їхнє прагнення досягти успіху, що, однак, може призводити до необґрунтованих інвестиційних рішень.

До II групи належать інвестори, які через страх втрат не ухвалюють інвестиційних рішень. Вони демонструють афективні упередження, що проявляються у надмірній емоційній реакції на потенційні ризики. Аверсія до втрат, як ключовий афективний чинник, може призводити до емоційного дисбалансу та ускладнювати процес ухвалення рішень. Це, своєю чергою, обмежує їхню інвестиційну активність і може спричиняти втрату потенційних можливостей. Афективний аспект цього упередження виявляється у побоюванні інвесторів зробити неправильний вибір у сфері криптовалют.

До III групи належать інвестори, які, незважаючи на збитки, утримують активи через вкладені зусилля та час. Вони схильні до когнітивних упереджень, таких як ефект якорування та ефект втрат, що змушує їх ігнорувати раціональні причини для виходу з ринку. Рішення продовжувати утримання активів часто ґрунтується на попередніх витратах, що є типовим прикладом когнітивного викривлення, яке спотворює оцінку поточної ринкової ситуації. Когнітивний компонент цього упередження проявляється у залежності від минулого досвіду, що перешкоджає прийняттю об'єктивних інвестиційних рішень.

До IV групи належать інвестори, які схильні до ефекту підтвердження – конативного упередження, що змушує їх фокусуватися лише на інформації, яка підтримує їхні переконання, ігноруючи альтернативні точки зору. Вони активно шукають позитивні ринкові прогнози, навіть якщо наявні дані суперечать їхнім очікуванням. Конативний аспект цього упередження проявляється у процесі обробки інформації, коли інвестори вибірково сприймають ринкові сигнали, що

узгоджуються з їхньою позицією, нехтуючи об'єктивними аналітичними показниками.

До V групи належать інвестори, які ухвалюють фінансові рішення, орієнтуючись на поведінку інших учасників ринку. Вони демонструють афективні та частково конативні упередження, зокрема ефект конформізму. Такі інвестори схильні наслідувати масові тенденції, навіть якщо це не має економічного обґрунтування. Вони можуть інвестувати в активи під впливом загальної ринкової динаміки або, навпаки, уникати ринку через негативні настрої інших учасників. Афективний аспект цього упередження зумовлений соціальним впливом і прагненням уникнути тиску спільноти або відчуття «упущених можливостей».

Отже, проведений аналіз свідчить, що інвестори на ринку віртуальних активів піддаються різним типам поведінкових упереджень, які суттєво впливають на їх рішення. Класифікація за афективними, конативними та когнітивними упередженнями дозволяє систематизувати різні поведінкові моделі інвесторів, що в свою чергу сприяє розумінню психологічних аспектів їхньої діяльності. Так, афективні упередження мають вплив на нестабільних ринках, де новини та ринкові коливання викликають сильні реакції. Конативні упередження визначають загальну мотивацію до прийняття рішень, яка впливає на ринкові настрої та тенденції. А когнітивні упередження відображають труднощі в обробці та інтерпретації інформації на ринку віртуальних активів, де обмеженість даних та висока волатильність є постійними чинниками.

Отже, сучасні концепції поведінкової економіки віртуальних активів розширюють традиційні економічні теорії. Вони підтверджують, що інвестори можуть діяти ірраціонально під впливом різних поведінкових упереджень. Емоційні чинники, такі як страх і жадібність суттєво впливають на фінансові рішення. Розуміння даних аспектів є необхідним для пояснення та визначення поведінкових патернів учасників ринку віртуальних активів.

## 1.2. Віртуальні активи розподіленого реєстру та особливості функціонування ринку віртуальних активів

Інноваційні технології змінюють сьогодення. Діджиталізація набирає обертів, а можливості технологій розподіленого реєстру постійно зростають. Такі реєстри можуть записувати та перевіряти великі обсяги цифрових транзакцій. Блокчейн відкриває нові перспективи і приходить у нові галузі. Довіра до технологій розподіленого реєстру постійно зростає. Вперше на базі блокчейн-технології було створено біткоїн. Так технологія успішно пройшла апробацію. Популярність біткоїну продемонструвала можливість впровадження блокчейну у фінансову сферу, у банківські справи. Але згодом стало зрозуміло, що дану технологію можна впроваджувати у самих різних секторах, від інфраструктури до державної політики.

Впровадження технологій розподіленого реєстру – процес непростий, але він має свої переваги [27]. За допомогою таких технологій можна створювати цифрові записи, реєстри, сертифікати тощо. Дані в блокчейні можна зберігати, коригувати, пересилати в режимі онлайн. Для дотримання безпеки транзакції швидко підтверджуються, документуються і шифруються. Важливим є те, що немає потреби у посередниках.

Незворотність – одна з головних переваг, яку гарантує криптографічна система захисту. Переваги полягають в тому, що відбувається надійний захист даних від втрати, оскільки кожен із учасників мережі має доступ до зашифрованої копії блокчейну. Слід також зазначити, що використання технологій розподіленого реєстру виключає внесення несанкціонованих даних, оскільки всі учасники верифікують зміни в реєстрі.

Блокчейн – це система розподіленого реєстру, це ланцюжок даних, послідовність блоків або одиниць цифрової інформації, які зберігаються у загальнодоступних базах, вона унеможливує внесення будь-яких змін в ланцюжок даних. Для досягнення консенсусу в блокчейні між мережевими

вузлами використовується послідовність блоків або ланцюжок блоків, захищених криптографічними методами. В основі блокчейну – токен розподіленого реєстру, це його основний інструмент. Система обліку токенів служить системою для реєстрації, зберігання, обміну даними. Блокчейни складаються із серії окремих блоків, кожен із яких містить інформацію про транзакції, проведені за певний період часу. Вони також містять унікальний ідентифікатор для того, щоб відрізнити їх від решти блоків у ланцюжку. Блоки створюються шляхом вирішення криптографічних задач. Технологія блокчейн постійно вдосконалюється.

Технологія блокчейну використовує децентралізовані взаємовідносини, які не потребують звернення до третьої сторони, при створенні смарт-контрактів – угод, які функціонують на математичних алгоритмах і не потребують довіри між сторонами, оскільки у разі не виконання умов, контракт буде анульовано [44, 159].

Можливості технологій розподіленого реєстру охоплюють самі різні галузі [27]. Це фінансові послуги, торгівля, освіта, охорона здоров'я, подорожі, інфраструктура, державний сектор, сільське господарство, промисловість, зв'язок, інформаційні послуги тощо.

Сьогодні розглядають такі потенційні напрями застосування технологій розподіленого реєстру: цифрові валюти; кліринг і розрахунки; розрахунки за міжнародними торговельними операціями; міжнародні перекази і транскордонні платежі; обмін валют; мікроплатежі; ринки капіталу: цифрова емісія, торгівля і розрахунки за цінні папери; торгівля сировинними товарами; послуги нотаризації (наприклад, для іпотек); реєстри застав; реєстри активів; реєстри землі; синдиковані кредити; краудфандинг; страхування; земельні реєстри; платформи цифрової ідентифікації; зберігання персональних записів; управління ланцюгами постачання (управління запасами і розбіжностями); походження і автентичність продукту (твори мистецтва, фармацевтичні препарати, діаманти); системи електронного голосування; захист ключових інформаційних мереж від



кібератак; зменшення шахрайства у бюджетних платежах та податкового шахрайства [25].

Блокчейн відкриває нові перспективи у сфері контрактів, вирішення спорів. Основними перевагами таких технологій є прозорість, захист, швидкість та надійність цифрових операцій. Так, у банківській справі блокчейни можуть забезпечувати високу точність, безпечність, захищеність від несанкціонованих доступів, обмін інформацією при наданні фінансових послуг. У медицині – забезпечити безпечний обмін інформацією між різними платформами. Це сприятиме вдосконаленню методів діагностики і лікування. Впровадження технологій розподіленого реєстру дозволить всім стейкхолдерам в галузі охорони здоров'я використовувати доступ до своїх мереж безпечно, прозоро, із гарантією збереження даних. Використання реєстру блокчейнів може створити більш ефективну систему, що відкриває двері для більш швидких інновацій, більш регульованого виробництва та розумного захисту медичних даних. Крім кращого обміну даними, блокчейн можна використовувати в рамках досліджень та клінічних випробувань. У фармації впровадження таких технологій дозволить контролювати виробництво ліків. У разі допущення помилок, їх можна буде виявити та відстежити. В галузі охорони здоров'я захист пацієнтів може стати центральним елементом таких технологій. Пацієнти будуть впевнені у справжності та походження ліків та медичних виробів.

У майбутньому інструменти блокчейну можуть бути базовою інфраструктурою для проведення виборів, для відстеження та підрахунку голосів. Це вирішить цілий ряд проблем, пов'язаних з необхідністю перерахунку голосів, виключивши можливість шахрайства з виборцями та нечесної гри [56].

Відстеження даних за допомогою технології блокчейн також допоможе автоматизувати фінансові послуги, що сприятиме зменшенню кількості помилок і випадків шахрайства. Технології розподіленого реєстру у сфері нерухомості дозволять зменшити потребу у веденні документації на паперових носіях, прискорити транзакції, знизити транзакційні витрати. Додатки блокчейна нерухомості можуть допомогти записувати, відслідковувати та передавати права

власності на землю, майнові права, заставні права та багато іншого, а також можуть допомогти забезпечити точність ведення документації. Фінансові установи вже намагаються покращити платіжні інфраструктури і проводять свої експерименти. Блокчейн змінює ринок інвестицій та управління активами. Завдяки впровадженню таких технологій можна скорочувати витрати та прискорювати транзакції. З метою сприяння впровадженню та розвитку блокчейн технологій, в Україні працює асоціація «Блокчейн України», основним завданням якої є розбудова багатостороннього діалогу, результатом якого стане консенсус в усіх напрямках діяльності технологій розподіленого реєстру [1].

Спостерігається зростання інтересу до технологій розподіленого реєстру. Переглядаються підходи, вивчається вплив блокчейну на економіку. Дані технології здатні вирішити багато проблем в самих різних галузях. Можливості технологій розподільного реєстру постійно зростають і відкривають нові перспективи. На сучасному етапі швидкими темпами впроваджуються інформаційно-технологічні досягнення, розвивається цифрова економіка, змінюється технологія бізнес-процесів. Питання віртуальних активів стосуються не тільки державної економіки, ІТ - компаній чи економічних компаній, а і приватних осіб. Такі поняття, як «Ринок віртуальних активів», «Гаманець віртуального активу», «Ключ віртуального активу» поступово, але наполегливо займають своє місце. Значна кількість публікацій присвячена визначенню правових аспектів віртуальних активів [3, 45, 87], з'являються публікації щодо класифікацій віртуальних активів [45, 82, 107], фінансового моніторингу [19].

Віртуальні активи розподіленого реєстру відкривають нові перспективи і приходять у нові галузі. У роботі О. Глущенко, М. Швайко, А. Хмельков, О. Данилкіна [5] проаналізовано основні тенденції розвитку ринку криптовалют, в тому числі, питання регулювання та оподаткування. Зазначено, що криптовалютний ринок в Україні має потенціал для подальшого зростання і потрібні підтримка існуючого рівня. Теоретико-методологічні проблеми інформатизації суспільства, економічні й організаційні проблеми інформаційної діяльності, створення інформаційного простору об'єкта є науковими напрямками

сучасних економічних досліджень. На даний час дискусійним є підхід до самого терміну «віртуальні активи розподіленого реєстру», різні точки зору щодо видів віртуальних активів.

Розглянемо віртуальні активи розподіленого реєстру як економічну категорію, як фінансовий інструмент, визначимо основні терміни, пов'язані із ринком віртуальних активів та проаналізуємо можливі перспективи їх використання [66].

Віртуальні активи у розвитку економіки є предметом обговорення на конференціях, круглих столах, у наукових публікаціях [65]. З віртуальними активами ми маємо справу вже не одне десятиліття. Так, скажімо, цифрові подарункові сертифікати, бонуси за покупки, різні монети у комп'ютерних іграх, цифрові абонементи, – це все віртуальні активи. А віртуальні активи розподіленого реєстру – це ті, які засновані на новітніх технологіях, зокрема, технології «блокчейн».

Майже десять років назад, вперше у 2012 році Центральний Європейський Банк дав визначення терміну віртуальна валюта як типу нерегульованих цифрових грошей. Згодом група розробки фінансових заходів боротьби з відмиванням грошей (FATF) дала власне визначення даному терміну, як цифрового уявлення вартості. І тільки у 2018 році FATF визначив віртуальний актив як цифрове вираження вартості [82]. В Україні закон також визначає віртуальний актив як цифрове вираження вартості [19].

У монографії [46] під грифом центру Разумкова зазначено, що настав третій етап цифровізації, пов'язаний з поширенням у світовій економіці цифрових валют і технологій розподіленого реєстру. Міністерство цифрової трансформації України активно працює над створенням сприятливих умов для функціонування ринку віртуальних активів. У фінальному звіті «Форсайт: віртуальні активи в Україні – 2030» [16] визначено, що віртуальні активи є особливим видом майна, яке має цінність в електронній формі. Ринок віртуальних активів, у свою чергу, охоплює всіх учасників економічної діяльності в цій сфері, а також правові взаємовідносини між ними щодо обігу

цифрових активів. Окрему увагу приділено питанням міжнародного співробітництва у сфері регулювання та використання віртуальних активів [81].

У статті О. Кудь [45] наведена комплексна класифікація віртуальних активів. Автори пропонують класифікацію віртуальних активів з урахуванням комплексності їх природи, а саме: технологічної, економіко-правової, інформаційно-прикладної. Так, за технологічною природою, можна поділити віртуальні активи на 1) розподіленого реєстру і 2) нерозподіленого реєстру. За економіко-правовою природою - на криптоактиви і токенизовані активи. Віртуальні активи можуть бути забезпеченими чи незабезпеченими. Виділяють два основні види віртуальних активів розподіленого реєстру: токенизовані активи і криптоактиви.

Стейкхолдерами ринку віртуальних активів є окремі особи, майнери, майнінгові пули, всі постачальники послуг, пов'язаних з обігом віртуальних активів, які здійснюють зберігання, обмін, переказ, надання посередницьких послуг, пов'язаних з продажем чи пропозицією продажу віртуальних активів.

Недоліками впровадження віртуальних активів розподіленого реєстру є можливість анонімних переводів, ускладнений процес ідентифікації стейкхолдерів ринку віртуальних активів, можливість фінансових спекуляцій, відмивання доходів, отриманих злочинним шляхом, складнощі з оподаткуванням.

Для дотримання безпеки транзакції швидко підтверджуються, документуються і шифруються. До переваг слід віднести також незворотність і перевірку достовірності. Слід також зазначити, що використання технологій розподіленого реєстру виключає внесення несанкціонованих даних, оскільки всі учасники верифікують зміни в реєстрі.

Криптоекономіка – термін, що визначає дану галузь і як суспільне явище, і як розділ економічної науки, який розвивається і потребує подальшого вивчення. Основними структурними елементами криптоекономіки є методи криптографії, технології блокчейн, криптовалюти, токеноміка, краундфандинг, SMART-стейкінг, стейблкоїни, SMART-контракт (рис. 1.2).



Рис. 1.2. Структурні елементи криптоекономіки (розроблено автором)

Віртуальними активами є криптовалюти, токени і NFT. Криптовалюти (Bitcoin, Ethereum, Litecoin та інші) використовують криптографію. Науковці зазначають, що, більш активне використання токенизованих активів очікується за 3-4 роки [43]. Токени (Utility Tokens, Security Tokens та інші) використовують для доступу до продуктів чи послуг в рамках конкретної платформи або є інвестиціями, які регулюються відповідно до законодавства про цінні папери. NFT (цифрове мистецтво, ігрові активи, колекційні предмети та інші) є унікальними і невзаємозамінними.

Стейблкоїни є віртуальним активом, вартість якої прив'язана до стабільного активу, наприклад, до фіатної валюти або дорогоцінних металів. золота. Їх використовують на криптовалютних біржах для торгівлі і як спосіб зберігання вартості, а також для захисту від ризиків волатильності на крипторинках. Так, USDT (Tether) і USDC (USD Coin) прив'язані до долара США і мають резервну підтримку.

Токени базуються на технології блокчейн, наприклад платформою для їх створення є Ethereum, яка для NFT використовує стандарт ERC-721/1155. Для випуску токенів використовують і блокчейни на кшталт Binance Smart Chain, Polkadot і Solana. Токени з метою автоматизації виконання умов угод

застосовують смарт-контракти. Смарт-контракти автоматично забезпечують виконання домовленостей при настанні певних умов без участі третіх сторін. Умови угоди між покупцем та продавцем написані у вигляді програмного коду, який виконується на блокчейн-платформі. Смарт-контракти працюють на децентралізованих платформах. Їх перевагами є децентралізація, автоматизація процесів, безпека, прозорість та довіра, точність та ефективність. Використовуються для автоматизації фінансових транзакцій, для кредитування, страхування, торгівлі активами. Ринок токенів розвивається, є волатильним, ціна може значно змінюватися в короткі терміни через новини, зміни на ринку або дії інвесторів. DeFi-платформи використовують для кредитування, стейкінгу, обміну та інших фінансових операцій із токенами, інвестиційні токени – для інвестування у проєкти з метою отримання доходу. Однією з перших ексклюзивних колекцій NFT стала CryptoPunks. Популярною серією NFT є Bored Ape Yacht Club. Основними платформами для функціонування NFT є OpenSea та Rarible. Ціна NFT може різко змінюватися в залежності від попиту, популярності автора або проєкту, до якого він належить. Популярність NFT залежить від трендів, тому деякі активи можуть стрімко зростати чи знижуватися у ціні. Варто зазначити, що NFT мають потенціал у різних галузях. Так, вони можуть використовуватися для випуску квитків, автентифікації товарів, видачі навчальних сертифікатів, для благодійних цілей, програм лояльності тощо.

Токени управління активно торгуються на біржах і використовуються в децентралізованих фінансових системах DeFi, вони надають можливість впливати на рішення проєктів, на внесення змін в протоколи чи розподіл коштів. Наприклад, Compound (COMP) використовується для управління протоколом DeFi; Uniswap (UNI) дає право голосу щодо змін у децентралізованій платформі обміну Uniswap. Використовуються у децентралізованих автономних організаціях (DAO) для прийняття рішень.

Основна функція сервісних токенів – забезпечення доступу до послуг платформи. Наприклад, Basic Attention Token (BAT) – для рекламодавців та користувачів у браузері Brave, а Filecoin (FIL) – для оплати зберігання даних у

децентралізованій мережі. Використовуються виключно всередині певної платформи. Торгуються на криптовалютних біржах, вартість залежить від попиту на послуги платформи.

Криптовалютні біржі – це платформи, де здійснюються операції купівлі-продажу криптовалют, забезпечують ліквідність і доступ до ринку для інших стейкхолдерів.

Власники сек'юриті токенів можуть отримувати дивіденди або інші виплати залежно від результатів діяльності компанії. Для забезпечення прозорості та безпеки транзакцій, вони використовують блокчейни, але регулюються законами про цінні папери. Наприклад, tZERO – платформа для торгівлі сек'юриті токенами, а Securitize – компанія, яка займається випуском сек'юриті токенів.

Проведений аналіз функціонування ринку віртуальних активів дозволив виокремити такі категорії стейкхолдерів: інвестори, майнери, трейдери, користувачі, розробники, регулятори, проєктні команди, криптовалютні біржі (табл. 1.3).

Інвестори – це фізичні або юридичні особи, які вкладають кошти у віртуальні активи з метою отримання прибутку. Вони аналізують ринок і приймають рішення щодо купівлі або продажу активів.

Майнери – це учасники, які використовують спеціальне обладнання для підтвердження транзакцій і додавання нових блоків до блокчейну, отримують винагороду у вигляді криптовалюти.

Трейдери – це особи або організації, які активно купують і продають віртуальні активи на різних біржах з метою отримання прибутку від короткострокових цінових коливань.

Користувачі (платники) – це люди, які використовують криптовалюту для проведення транзакцій, оплати товарів і послуг або участі в децентралізованих фінансових платформах (DeFi).

Розробники – програмісти та інженери, які створюють та підтримують інфраструктуру віртуальних активів, включаючи блокчейни, смарт-контракти, криптовалютні гаманці та децентралізовані додатки (dApps).

Таблиця 1.3

### Категоризація учасників ринку віртуальних активів

Категорія стейкхолдерів	Опис	Основна діяльність	Навички та цифрові компетентності
<b>Інвестори</b>	Фізичні або юридичні особи, що вкладають кошти у віртуальні активи для отримання прибутку	Приймають рішення щодо купівлі або продажу активів	Використання торгових платформ, аналіз даних через аналітичні інструменти, навички роботи з портфелем активів
<b>Майнери</b>	Учасники ринку, які використовують спеціалізоване обладнання для підтвердження транзакцій та додавання нових блоків до блокчейну	Підтверджують транзакції, забезпечують стабільність і безпеку блокчейну через додавання блоків	Налаштування майнінгових ферм, оптимізація обладнання
<b>Трейдери</b>	Особи чи організації, які активно купують і продають віртуальні активи для отримання прибутку від коливань ринку	Здійснюють швидкі угоди купівлі-продажу на ринку з метою отримання прибутку	Використання торгових алгоритмів, аналіз графіків, навички швидкого реагування на ринкові зміни
<b>Користувачі (платники)</b>	Люди, що використовують криптовалюту для здійснення транзакцій, оплати товарів та послуг, або участі в DeFi	Використовують криптовалюту як засіб обміну або платежу, підтримуючи ліквідність ринку.	Навички кібербезпеки, управління цифровими гаманцями, комунікація через цифрові платформи
<b>Розробники</b>	Програмісти та інженери, що створюють і підтримують інфраструктуру для віртуальних активів	Розробляють нові блокчейн-протоколи, підтримують існуючі платформи	Програмування, тестування смарт-контрактів, розробка децентралізованих застосунків
<b>Регулятори</b>	Державні та міжнародні організації, які регулюють ринок віртуальних активів	Встановлюють правові рамки для діяльності ринку	Аналіз даних блокчейнів, використання автоматизованих систем моніторингу, кібербезпека
<b>Освітні та дослідницькі організації</b>	Освітняни, науковці, які здійснюють дослідження, розробку та впроваджують проекти	Працюють над підвищенням рівня знань і дослідженням ринку	Розробка онлайн-курсів, робота з великими даними, поширення

*Розроблено автором*

Регулятори – це урядові органи та міжнародні організації, які встановлюють правила та норми для регулювання ринку віртуальних активів з метою захисту інвесторів і забезпечення стабільності ринку.



Освітні та дослідницькі організації – це групи, які працюють над дослідженням ринку і підвищенням рівня фінансової грамотності стейкхолдерів.

Отже, віртуальні активи включають різноманітні типи цифрових активів, кожен з яких має свої унікальні характеристики і застосування. Основні учасники ринку відіграють важливі ролі у забезпеченні функціонування та розвитку цього ринку, а також у підтримці його стабільності та надійності.

### 1.3. Огляд сучасних інструментальних засобів аналізу динаміки ринку віртуальних активів

Технічний аналіз є інструментом для трейдерів на ринку криптовалют, оскільки він допомагає виявити закономірності у цінових рухах. Патерни – це тренди та фігури, які видно на графіках цін криптовалют. Трейдери та інвестори використовують їх для визначення потенційного руху цін. Фігури допомагають приймати обґрунтовані рішення про наступний рух та вирішувати, коли купувати чи продавати актив. Фундаментальний аналіз дозволяє передбачати поведінку трейдерів та інвесторів на основі поточних подій, а технічний – є додатковим до фундаментального. Бичачі патерни сигналізують потенційне зростання ціни, ведмежі – про потенційне зниження ціни.

Серед основних патернів розвороту слід виділити такі:

— патерн «голова та плечі», складається з трьох піків: «лівого плеча», «голови» і «правого плеча». Сигналізує про можливий розворот тренду з висхідного на низхідний. Трейдери використовують його для входу в короткі позиції або для продажу активів.

— патерн «перевернута голова та плечі», вказує на розворот з низхідного на висхідний тренд, але використовується для входу в довгі позиції, коли підтверджується пробиття рівня опору.

Основними патернами продовження є:

— патерн «трикутник», може бути висхідним, низхідним або симетричним. Вказує на стагнацію перед подальшим рухом. Використовується для визначення напрямку руху після пробиття верхньої або нижньої лінії.

— патерн «прапорці та вітрила» з'являються після різкого руху цін, вказує на тимчасову паузу перед продовженням тренду. Дані патерни використовуються для підтвердження продовження існуючого тренду, і трейдери можуть входити в позиції після пробиття.

Окремо виділяють свічкові патерни:

— патерн «молот», свічка з маленьким тілом та довгим нижнім гнітом, сигналізує про потенційний розворот вгору. Використовується для входу в довгі позиції, особливо після низхідного тренду.

— патерн «суперечливі свічки», свічка повністю охоплює попередню свічку. Сигналізує про можливий розворот тренду, використовується для входу в позиції.

Динамічними рівнями підтримки та опору є:

— патерни «рівні підтримки», вказують на ціну, нижче якої актив зазвичай не опускається. Трейдери купують активи, коли ціна наближається до рівня підтримки.

— патерни «рівні опору», вказують на ціну, вище якої актив зазвичай не піднімається. Трейдери продають активи, коли ціна наближається до рівня опору.

Розуміння таких основних патернів дозволяє трейдерам приймати обґрунтовані рішення щодо входу та виходу з позицій. І це підвищує ефективність торгів.

Слід також зазначити, що на одному графіку може бути одразу кілька патернів. На графіках цін криптовалют такі патерни треба вміти читати. «Чаша з ручкою» - це бичачий сигнал, який вказує на зростання ціни. Назву патерн отримав завдяки своїй формі. Як правило, цей патерн починається з формування

«чаші» чи фігури «U» у періоди консолідації над ринком. Після утворення «чаші», лінія на графіку формує «ручку». З рис. 1.3 видно, що для того, щоб сформувалася «ручка», ціна активу має впасти. Але таке «падіння» є тимчасовим, оскільки після формування «ручки», ціна, як правило, піднімається вгору і продовжує попередній висхідний тренд (рис. 1.4).



Рис. 1.3. Цінова динаміка біткоїна до долара США з потенційним формуванням патерну «чаша з ручкою» (2 жовтня 2024 року)  
(побудовано автором за даними [147])



Рис. 1.4. Цінова динаміка біткоїна до долара США з завершеним формуванням патерну «чаша з ручкою» (13 листопада 2024 року)  
(побудовано автором за даними [147])

Графік (рис. 1.3) відображає динаміку цін на біткоїн у доларовому еквіваленті з можливим формуванням технічного патерну «чаша з ручкою». Цей патерн є популярною серед трейдерів як ознака продовження висхідного тренду. Формування «чаші» свідчить про поступове зростання інтересу інвесторів після періоду спаду, а етап «ручки» може сигналізувати про накопичення сили перед новим стрибком цін. Якщо цей патерн завершиться та підтвердиться зростанням ціни вище рівня опору, то можна очікувати подальше зміцнення біткоїна з потенціалом досягнення нових максимальних значень.

На даному графіку, зробленому вже після відпрацювання, видно стрімке зростання ціни біткоїна. Це підтверджує ефективність відпрацювання патерну, де пробій рівня опору в районі 72 000 доларів призвів до значного імпульсу росту, що відповідає класичному сценарію цієї цінової моделі. Цей результат демонструє, як добре патерн «чаша з ручкою» передбачив подальший рух ціни. Поточний рух вище 89 000 доларів свідчить про сильний «бичачий» імпульс на ринку, і, враховуючи обсяги, слід очікувати подальший потенційний ріст.

У подальшому аналізі розглянемо інший патерн на криптовалютному ринку – «кліни». Вони поділяються на два основні типи: висхідні та низхідні, кожен з яких має специфічні риси та використовується для прогнозування майбутніх змін цін.

«Висхідний клин» зазвичай розглядається як «ведмежий» сигнал. Він формується двома лініями тренду, які мають нахил вгору (рис. 1.5). При цьому верхня лінія тренду нахилена крутіше, ніж нижня. Важливо відрізнити «висхідний клин» від «висхідного трикутника», оскільки, попри зовнішню схожість, лінії у «клині» нахилені в одному напрямку, що свідчить про потенційний розворот тренду донизу.

«Низхідний клин», навпаки, вважається «бичачим» патерном, який сигналізує про можливий розворот ціни вгору. Цей патерн формується двома лініями тренду, які нахилиються донизу, причому нижня лінія має більший нахил. «Низхідний клин» схожий на низхідний трикутник, лінії в ньому також

нахилені в одному напрямку, що підкреслює його розворотний характер і потенціал для зростання ціни після завершення формації.

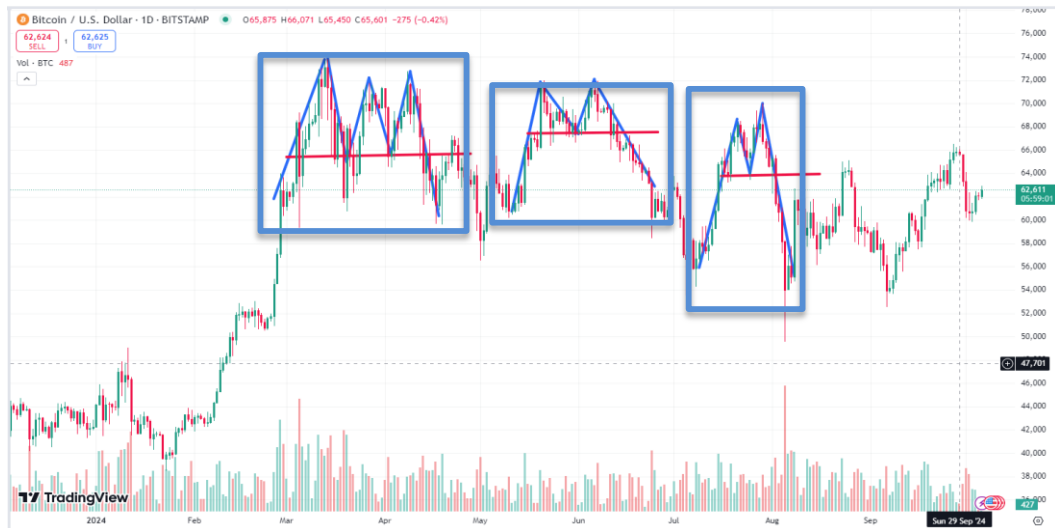


Рис. 1.5. Цінова динаміка біткоїна до долара США з потенційним формуванням патернів «голова та плечі» та «подвійна вершина»  
(побудовано автором за даними [147])

Патерн «голова та плечі», зображений на рис. 1.5, є однією з найвідоміших і надійних розворотних фігур у технічному аналізі, зокрема в аналізі криптовалютного ринку. Її широко застосовують для прогнозування змін цінових тенденцій, оскільки вона демонструє високу надійність у прогнозуванні розвороту тренду. Ця фігура протягом багатьох років використовується у криптоіндустрії та залишається інструментом для оцінки ринкових умов.

Формування патерну «Голова та плечі» відбувається, коли ціна активу утворює три послідовні вершини, де середня вершина є найвищою і називається «головою», а дві інші вершини, розташовані з боків, утворюють «плечі». Даний патерн є «ведмежим» сигналом і, як правило, вказує на зниження ціни після завершення формації. Важливо, щоб висота «плечей» була приблизно однаковою, а «голова» дещо перевищувала висоту плечей. Чим більше симетричності у патерні, тим він є досконалішим, що підвищує ймовірність точності прогнозів. Виявлення цього патерну дає трейдерам можливість передбачати потенційний рух ціни і планувати свої інвестиційні рішення.

«Висхідний і низхідний трикутники» є одними з найпоширеніших патернів на криптовалютному ринку і широко використовуються для аналізу цінових трендів та прогнозування майбутніх рухів. Ці фігури є ключовими у технічному аналізі, оскільки дозволяють трейдерам ідентифікувати потенційні моменти розвороту або продовження ринкових тенденцій.

«Висхідний трикутник», зображений на рис. 1.6, зазвичай є «бичачим» патерном, який сигналізує про можливий розворот у напрямку зростання. Він утворюється горизонтальною лінією опору та висхідною лінією тренду, які сходяться, формуючи трикутник. Цей патерн виникає, коли ціна активу багаторазово тестує лінію опору, але не може її подолати, що вказує на зростання тиску покупців. Зазвичай прорив цієї лінії є сигналом до підвищення ціни активу.

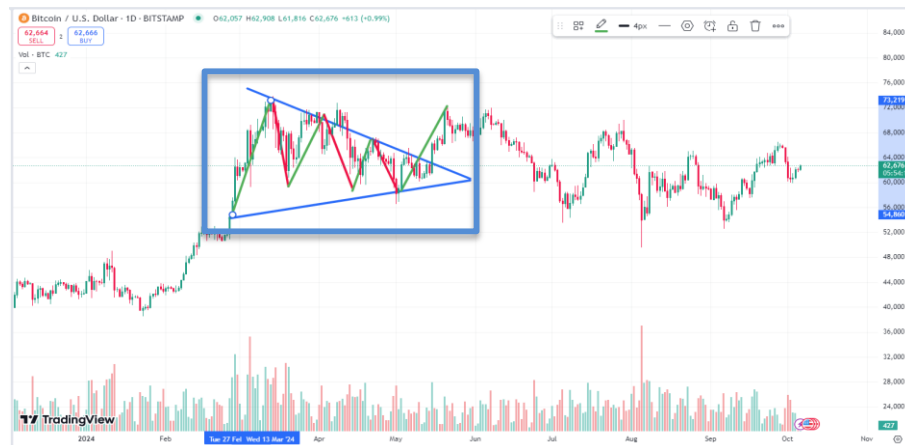


Рис. 1.6. Цінова динаміка біткоїна до долара США з потенційним формуванням патерну «висхідний трикутник» (побудовано автором за даними [147])

«Низхідний трикутник», навпаки, є «ведмежим» патерном, який передбачає можливе падіння ціни. Він формується горизонтальною лінією підтримки та низхідною лінією тренду, що також сходяться, утворюючи трикутник. У цьому випадку ціна активно тестує рівень підтримки, але не здатна його пробити, що вказує на послаблення покупців. Прорив лінії підтримки вказує на можливий спад ціни і є сигналом для інвесторів про підвищення ризику подальшого зниження ринкової вартості активу.

«Подвійна та потрійна вершина» є ведмежими патернами розвороту, які часто використовуються в технічному аналізі для прогнозування можливого зниження ціни. «Подвійна вершина» формується, коли ціна активу досягає нового максимуму, потім знижується і вдруге тестує цей рівень, але не може його перевищити. Це свідчить про ослаблення з боку покупців (биків), що не можуть підняти ціну вище попереднього піку, внаслідок чого ціна починає спадати. Такий патерн сигналізує про потенційне завершення висхідного тренду.

«Потрійна вершина» подібна за своєю структурою до «подвійної вершини», але відзначається трьома послідовними підйомами ціни до схожого рівня, за якими йде її зниження. В третій спробі ціна знову не може перевищити попередні максимуми і, після кількох невдалих тестів, пробиває рівень підтримки. Цей патерн також є «ведмежим» сигналом, що вказує на можливе завершення висхідного тренду і перехід до зниження ціни.

Патерн «подвійне дно» вважається «бичачим» і утворюється двома послідовними падіннями приблизно рівними за ціною, які розділені піком. У цій ситуації ціна активу досягає мінімуму, потім різко піднімається нагору і утворює пік. Після цього вона знову знижується до початкового мінімуму. Патерн подвійного дна свідчить про те, що тиск продавців вичерпано. Сила покупців зростає, тому очікується прорив угору.

«Ведмежий прапор» – це один із найвідоміших патернів «багатосвічкових» графіків, який використовують криптотрейдери (рис. 1.7). «Ведмежий прапор» вказує на наближення падіння цін. Він складається з двох частин: флагштока та самого прапора. Доповнюючи «ведмежі прапори» такими технічними індикаторами, як ковзні середні та рівні Фібоначчі, криптотрейдери отримують ефективну стратегію для коротких угод. Серед поширених помилок із «ведмежим прапором» можна виділити неправильне тлумачення патернів консолідації, відсутність настроїв на ринку та аналізу обсягу торгів.



Рис. 1.7. Цінова динаміка біткоїна до долара США з потенційним формуванням патерну «ведмежий прапор» (побудовано автором за даними [147])

«Бичачий прапор» - це фігура продовження «бичачої» тенденції, яка виникає під час висхідного тренду (рис. 1.8). Він формується, коли вартість активу швидко підвищується. Цей елемент патерна називається «флагшток». Після цього відбувається період консолідації, який називають прапором. «Бичачий прапор» вказує на те, що на ринку, як і раніше, великий тиск покупців і трейдерам слід розглянути довгі позиції.



Рис. 1.8. Цінова динаміка біткоїна до долара США з потенційним формуванням патерну «бичачий прапор» (побудовано автором за даними [147])



Форма та тривалість прапора можуть дати уявлення про можливий рух ціни після завершення патерну. Важливо враховувати, патерни не є стовідсотково надійними, тому перед здійсненням угод трейдерам слід перевіряти інші технічні індикатори та використовувати фундаментальний аналіз, щоб підтверджувати напрямок тренду.

«Рівні підтримки та спротиву» (рис. 1.9) є ключовими елементами технічного аналізу, що дозволяють прогнозувати можливі цінові рухи на ринку. «Рівень підтримки» – це горизонтальна лінія, яка відображає ціновий рівень, нижче якого актив рідко падає, оскільки на цьому рівні покупці виявляють підвищену активність, утримуючи ціну від подальшого зниження.



Рис. 1.9. «Рівні підтримки» (зелений) та «спротиву» (червоний) для ціни біткоїна (побудовано автором за даними [147])

З іншого боку, «рівень спротиву» є верхньою горизонтальною лінією, яка позначає ціновий рівень, вище якого актив зазвичай не піднімається через збільшену активність продавців. У разі пробою цих рівнів цінова динаміка активу може зазнати значних змін: пробиття «рівня підтримки» часто сигналізує про можливість подальшого зниження ціни, а пробиття «рівня спротиву» - про можливе зростання.

«Рівні Фібоначчі» – це інструмент технічного аналізу, що використовується для прогнозування можливих рівнів підтримки та спротиву на основі числової послідовності Фібоначчі [54]. Ця послідовність має унікальну

властивість: кожне наступне число дорівнює сумі двох попередніх (1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, і так далі). У технічному аналізі особливо важливі пропорції, які впливають із співвідношення чисел у цій послідовності – 23,6%, 38,2%, 50%, 61,8% та 100% (рис. 1.10).



Рис. 1.10. Ціновий стрибок біткоіна та рівні корекції Фібоначчі  
(побудовано автором за даними [147])

Ці рівні зазвичай будуються на графіку між двома точками – піком та низиною цінового руху, і потім використовуються для визначення можливих зон розвороту. Наприклад, рівень 61,8%, відомий як «золотий перетин», часто вважається критичним рівнем спротиву або підтримки. Теоретично, коли ціна наближається до одного з рівнів Фібоначчі, існує висока ймовірність, що вона може розвернутися або затриматися на цьому рівні.

«Зона попиту» на рис. 1.11 вказує на область, де значна кількість інвесторів зацікавлена у купівлі активу, що може сприяти зростанню його ціни. На наведеному графіку «зона попиту» позначена прямокутником і відображає період зниження ціни, після якого починається відновлення. Така область зазвичай формується, коли актив досягає рівня, при якому спостерігається підвищений попит на його придбання, що призводить до підвищення ціни після фази накопичення. «Зона попиту» в технічному аналізі може вказувати на потенційні точки для відкриття довгих позицій.



Рис. 1.11. «Зона попиту» на графіку цінової динаміки Bitcoin  
(побудовано автором за даними [147])

«Зона пропозиції», відображена на рис. 1.12 у фіолетовій області, позначає рівень, на якому ціна біткоіна демонструє висхідну тенденцію до зустрічі з опором і подальшого зниження. Ця зона формується через активний продаж з боку продавців, які прагнуть зафіксувати прибутки або обмежити втрати на рівні, що сприймається як вигідний для продажу. Коли ціна досягає цієї зони, підвищується ймовірність розвороту або затримки у подальшому зростанні.



Рис. 1.12. Зона пропозиції на графіку цінової динаміки Bitcoin  
(побудовано автором за даними [147])

В контексті поведінкової економіки віртуальних активів та врахування поведінкових метрик стейкхолдерів ринку серед користувачів соціальних мереж, зона пропозиції представлена періодами, коли обговорення певного віртуального

активу досягає піку. Збільшення кількості постів або згадок може бути пов'язане з підвищенням пропозиції на ринку, що викликає падіння цін через насичення ринку. «Зона попиту» – період, коли інтерес до активу відновлюється після спаду обговорень у соціальних мережах. У цей момент актив починає привертати увагу нових покупців, що може збігатися з ростом ціни активу на ринку (рис. 1.13).



Рис. 1.13. Порівняння кількості постів та ціни біткоїна (побудовано автором)

Рівні Фібоначчі у соціальних мережах відображають поступове відновлення або падіння інтересу до певного активу після певної корекції. Наприклад, коли актив спочатку різко падає, але потім поступово відновлюється, обговорення будуть слідувати цим рівням відновлення. Рівень опору пов'язаний з періодом, коли після певного рівня зростання інтересу (збільшення кількості публікацій), актив починає стикатися зі зменшенням підтримки з боку спільноти (відсутність нових згадок, хайпу), що зупиняє подальше зростання. Рівень підтримки у контексті соціальних мереж представлений базовим рівнем активності, коли інтерес до активу ніколи не зникає повністю, і є стабільна кількість згадок або обговорень. Він відображає певну впевненість користувачів у цьому активі, незважаючи на коливання ринку.

Отже, проведений аналіз технічних патернів криптовалют у взаємозв'язку з даними соціальних мереж та поведінковою економікою віртуальних активів підкреслює важливість використання соціальних індикаторів для прогнозування ринкових тенденцій. Аналогія між графічними патернами ринку та

поведінковими патернами в соціальних мережах дозволяє виявити кореляції, які можуть мати значний вплив на ухвалення інвестиційних рішень. Так, «зона пропозиції» в соціальних мережах відображається піком згадок чи обговорень певного активу, що сигналізує про ймовірне перенасичення ринку та подальше зниження ціни. А «зона попиту» відповідає періоду відновлення інтересу до активу після спаду обговорень, що стимулює нові покупки і потенційне зростання вартості. «Рівні Фібоначчі» стають корисними для визначення поступового відновлення інтересу до активу, коли після початкового спаду обговорення повертаються до певних стабільних рівнів. «Рівень опору» в соціальних мережах вказує на виснаження підтримки активу на піку інтересу, що блокує подальше зростання, тоді як «рівень підтримки» відображає стабільний рівень обговорень, що свідчить про тривалий інтерес до активу незалежно від його цінових коливань.

Як було зазначено вище, віртуальні активи, зокрема криптовалюти, стали невід'ємною складовою сучасного фінансового ринку, що вимагає аналізу поведінкових моделей для розуміння динаміки їхньої вартості та інвестиційних тенденцій. Сучасні дослідження в поведінковій економіці віртуальних активів слід розглядати в контексті теорії поколінь. У цьому контексті цифрова компетентність стейкхолдерів відіграє ключову роль у розумінні і прийнятті рішень щодо віртуальних активів [28]. Молодь має переваги і добрі перспективи на всіх ланках, пов'язаних із діджиталізацією. Для того, щоб мати великий вибір можливостей, важливо навчатися, максимально отримувати практичний досвід, долучатися до освітніх проєктів тощо.

Зміна поколінь [11], зміна світоглядних особливості сучасної молоді, використання можливостей мережі Internet, соціальних мереж, різних видів онлайн спілкування впливає на економічну поведінку стейкхолдерів віртуальних активів. Згідно з теорією поколінь, яку розробили Neil Howe та William Strauss, кожні 20-25 років відбувається зміна поколінь. Представник Harvard Medical School (США) David Roberts зазначає, що люди одного віку мають подібний досвід, об'єднані загальними цінностями, ідеями, позиціями, стилем життя [94].

В залежності від років народження виділяють покоління «ветеранів» (1925–1946), «бумерів» (1946–1960), «покоління Х» (1960–1980), «міленіалів» або «покоління Y» (1980–1995) і «покоління Z» (1995 - 2010). Наступне покоління – «альфа» (2010+).

Більшість бєбі-бумерів сьогодні це пенсіонери, які вміють заощаджувати, з віртуальними активами майже не пов'язані, оскільки не мають навичок роботи з комп'ютером та програмним забезпеченням, не вірять у можливості і безпеку блокчейн технологій. Представниками покоління Х є Ілон Маск, Джеф Безос, Ларрі Пейдж. Для даного покоління характерними є налаштованість на себе, самостійність, наполегливість. Вони піклуються про сьогоднішнє, їм важливі матеріальні блага і комфорт. Вони володіють цифровими компетентностями. До віртуальних активів відкриті, мають гроші, які можуть вкладати у криптоактиви. Деякі розглядають сферу віртуальних активів як бізнес, як майнінг, як трейдинг. Професійні трейдери – це Х покоління, розробка токенів – це також їх заслуга. Міленіали (Y + Z) – сьогоднішня молодь, цифрове покоління [158]. Міленіали розуміють базові функції та особливості використання різних пристроїв, програмного забезпечення та цифрових мереж, володіють необхідними знаннями, вміннями та навичками, пов'язаними із цифровою компетентністю. Переважно не займаються майнінгом, оскільки не мають коштів для закупівлі обладнання, але хочуть розбагатіти. Міленіали готові до ризиків, активно інвестують у криптовалюту та різні стартапи. Вони планують і надалі рухатися у цьому напрямку. Вони цікавляться цифровою економікою, здійснюють моніторинг віртуальних активів. Вони «набивають шишки», інвестують, втрачають, готові ризикувати.

Аналіз теорії поколінь дозволив зробити такі висновки в контексті поведінкової економіки віртуальних активів:

— Ветерани: Не мають значного впливу, практично не залучені до ринку віртуальних активів через брак технічних навичок і недовіру до цифрових технологій.

— Бебі-бумери: Здебільшого не залучені до ринку. Відсутність цифрової грамотності та консервативне ставлення до нових технологій обмежують їхню участь.

— Покоління X: Перші інвестори у віртуальні активи. Розробники блокчейн-технологій, засновники криптовалютних бірж і токенів. Здатні вкладати значні кошти у криптовалюту, обладнання для майнінгу, займаються трейдингом і бізнесом у сфері цифрових активів.

— Міленіали Y: Основні користувачі криптовалют і блокчейн-додатків. Активно інвестують у віртуальні активи, швидко освоюють нові технології, використовують децентралізовані фінансові сервіси (DeFi), створюють контент у соцмережах, що впливає на ринкові настрої.

— Покоління Z: Майбутні активні учасники ринку. Добре орієнтуються в цифрових технологіях, використовують соціальні мережі для аналізу ринкових трендів і торгівлі, але через молодий вік їхня економічна роль поки що обмежена.

— Покоління Альфа: Ще не впливають на ринок, але у майбутньому можуть стати ключовими учасниками завдяки інтеграції блокчейну у повсякденне життя та ранньому освоєнню технологій.

Таким чином, поява віртуальних активів стала логічним явищем у контексті цифровізації, чому сприяє децентралізація, впровадження блокчейн-технологій, прозорість всіх операцій. Поява бірж, обмінників, онлайн можливість відстежування курсу криптовалют сприяють поширенню популяризації криптовалют. Для дослідження поведінкової економіки віртуальних активів слід враховувати можливості цифрових компетентностей різних поколінь.

В контексті теорії поколінь та переважну кількість представників покоління X серед учасників ринку та потенційно високу кількість інвесторів-міленіалів, слід зазначити, що на динаміку ринку криптовалют значний вплив оказує рівень довіри населення. Для моделювання рівня довіри населення до віртуальних активів можна використовувати такі моделі:

Модель прийняття технологій (TAM - Technology Acceptance Model) є однією з найпоширеніших моделей для вивчення факторів, що впливають на прийняття нових технологій користувачами, включаючи віртуальні активи [112]. Запропонована Davis, F. D. у 1989 році модель TAM пояснює, як сприйнята корисність (PU) і сприйнята легкість використання (PEU) формують ставлення до використання технології (A) та намір її використовувати (BI). Модель має вигляд:  $BI=A+PU+PEU$ , де BI визначає готовність користувача приймати нові технології. Основна ідея моделі полягає в тому, що чим кориснішою і зручнішою для користувача є технологія, тим вищий рівень його наміру її використовувати. У контексті віртуальних активів TAM дозволяє оцінити фактори, що впливають на рівень довіри користувачів до цих активів, зокрема враховуючи їхні переваги щодо зручності користування і розуміння потенційної вигоди від застосування [137];

UTAUT-модель (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology) - це уніфікована теорія прийняття і використання технологій, яка дозволяє оцінити фактори, що впливають на прийняття нових технологій серед користувачів із різними демографічними характеристиками [152]. Розроблена V. Venkatesh, M. Morris, G. Davis, F. Davis [155] у 2003 році модель об'єднує основні теорії прийняття технологій, враховуючи такі ключові компоненти, як очікувана продуктивність, очікувані зусилля, соціальний вплив та умови сприяння. Ці фактори допомагають зрозуміти, як користувачі оцінюють нові технології, зокрема з огляду на зручність, вигоду, підтримку з боку оточення та доступність необхідних умов для їх використання. UTAUT-модель особливо корисна для аналізу прийняття технологій у різних демографічних групах, враховуючи відмінності у віці, статі, досвіді та рівні волі користувачів [130]. У контексті віртуальних активів ця модель може бути використана для вивчення довіри до цифрових активів серед різних груп населення. Це допомагає ідентифікувати специфічні фактори, які стимулюють або стримують прийняття та використання віртуальних активів, надаючи більш комплексне розуміння поведінки користувачів [78, 50];



Модель довіри та прийняття технологій (Trust and Technology Acceptance Model) поєднує ключові елементи моделі прийняття технологій (TAM) з моделлю довіри, що дозволяє врахувати вплив довіри користувача на прийняття нових технологій [121]. Основна ідея моделі полягає в тому, що, окрім традиційних факторів, таких як сприйнята корисність і зручність використання, важливу роль у прийнятті технологій відіграє рівень довіри користувача, який визначається його сприйняттям безпеки та ризиків, пов'язаних із використанням технології [138]. Для віртуальних активів, де питання безпеки та конфіденційності є критичними, ця модель допомагає зрозуміти, як довіра користувачів впливає на їхнє рішення прийняти або відмовитися від нових технологій [134]. Вона розглядає, як користувачі оцінюють ризики, пов'язані з використанням віртуальних активів, і наскільки вони довіряють цим технологіям для здійснення фінансових операцій [129]. Модель довіри та прийняття технологій є особливо корисною для аналізу поведінки користувачів на ринках з високою волатильністю та ризиками, допомагаючи виявити бар'єри для прийняття цифрових активів і розробити стратегії для підвищення рівня довіри до них [53].

Модель соціального впливу (Social Influence Model) розглядає роль соціальних факторів у процесі прийняття рішень користувачами щодо нових технологій, зокрема віртуальних активів. Ця модель акцентує увагу на впливі рекомендацій друзів, родичів, колег та інфлюенсерів, які можуть суттєво змінити сприйняття користувачами ризиків та переваг цифрових активів [108]. У сучасному інформаційному середовищі, де соціальні мережі відіграють значну роль у формуванні думок, соціальний вплив може стати вирішальним фактором для прийняття рішень. Модель соціального впливу дозволяє дослідити, як сприйняття користувачами віртуальних активів формується під впливом думок значущих інших осіб, і як це сприйняття змінює їхнє ставлення до інвестицій у криптовалюту (альтернативні інвестиції) та інші цифрові активи. У контексті віртуальних активів ця модель є особливо актуальною, оскільки підкреслює, що

рекомендації авторитетних осіб та соціальних груп можуть сприяти або, навпаки, стримувати прийняття нових фінансових технологій;

Модель когнітивної упередженості (Cognitive Bias Model) враховує вплив різних когнітивних упереджень на процес прийняття рішень користувачами, зокрема щодо віртуальних активів. У цій моделі аналізуються такі психологічні феномени, як ефект стадності і ефект якорування [49]. Модель когнітивної упередженості є особливо корисною для аналізу поведінки інвесторів на криптовалютному ринку, де високий рівень невизначеності та волатильності може підсилювати когнітивні упередження. Наприклад, інвестори можуть слідувати за діями інших учасників ринку в надії отримати аналогічний прибуток (ефект стадності) [63, 75, 89] або переоцінювати значення початкових цінових рівнів при оцінці поточних інвестицій (ефект якорування). Ця модель дозволяє зрозуміти, як когнітивні упередження можуть впливати на прийняття рішень щодо віртуальних активів, що, в свою чергу, сприяє розробці стратегій, спрямованих на пом'якшення їх негативного впливу та формування більш обґрунтованого підходу до інвестицій у цифрові активи [83];

Регресійна модель оцінки довіри (Trust Regression Model) застосовує регресійний аналіз для вивчення взаємозв'язку між рівнем довіри до віртуальних активів та низкою змінних, таких як демографічні характеристики користувачів, рівень їхніх знань та досвід використання цифрових активів. Ця модель дозволяє кількісно оцінити, як різні фактори впливають на рівень довіри, що може бути корисним для виявлення тенденцій і закономірностей у поведінці різних груп користувачів [156]. Регресійний аналіз у цій моделі допомагає визначити, наскільки важливу роль відіграють такі характеристики, як вік, освіта, рівень цифрової грамотності та попередній досвід взаємодії з криптовалютами у формуванні довіри до віртуальних активів. Наприклад, досвідчені користувачі з високим рівнем знань у фінансових технологіях можуть виявляти вищий рівень довіри, ніж новачки або ті, хто має обмежене уявлення про технології блокчейну. Регресійна модель оцінки довіри є інструментом для аналітиків і дослідників, які прагнуть зрозуміти чинники, що впливають на довіру до віртуальних активів, і

розробити відповідні рекомендації для підвищення її рівня серед цільових груп [146].

Таким чином, наведені вище моделі допомагають визначити ключові фактори, які впливають на рівень довіри населення до віртуальних активів, і можуть бути використані для розробки ефективних стратегій просування цих активів на ринку (табл. 1.4).

*Таблиця 1.4.*

**Огляд моделей прийняття технологій у контексті віртуальних активів  
за даними соціальних мереж**

<b>Модель</b>	<b>Автори</b>	<b>Опис</b>	<b>Дані із соціальних мереж як змінні моделі</b>
UTAUT-модель	Venkatesh et al., 2003	Досліджує соціальний вплив, ефективність виконання завдань та умови поліпшення використання	Кількість позитивних/негативних публікацій про віртуальні активи
Модель когнітивної упередженості	Tversky & Kahneman, 1974	Досліджує вплив упереджень на прийняття рішень	Кількість ретвітів, поширень, або коментарів
Модель соціального впливу	Kelman, 1958	Аналізує вплив соціальних норм на поведінку індивідуумів	Кількість згадувань віртуальних активів і активність інфлюенсерів
Регресійна модель оцінки довіри	McKnight et al., 2002	Досліджує, як певні фактори впливають на рівень довіри користувачів до технологій	Змінні, такі як позитивні/негативні коментарі, «лайки» та поширення
Модель розподіленого лексичного аналізу	Mikolov et al., 2013	Використовує обробку природної мови для аналізу великих текстових даних	NLP дозволяє виявляти ключові слова та емоції у публікаціях про віртуальні активи.
Модель прийняття технологій	Davis, 1989	Пояснює як користувачі приймають технології на основі факторів корисності та простоти використання	Публікації про зручність та корисність

*Узагальнено автором за даними [70, 101, 114, 115, 150, 155]*

Ці дані демонструють, як соціальні мережі можуть інтегруватися в моделі для дослідження віртуальних активів та поведінки користувачів. Моніторинг соціальних мереж здійснюється різними способами, наприклад за допомогою прикладних програмних інтерфейсів.

Впровадженням ефективних методів API займаються науковці і розробники програмного забезпечення [71, 85, 126]. API також є «спільною мовою» для експертів із безпеки та менеджерів [126]. Особливості використання мікросервісів та сервісної сітки [71], практичні рекомендації, удосконалення навичок роботи з API, їх інтеграція з даними соціальних мереж [85] розглядаються у наукових публікаціях. Дослідження, присвячені вивченню лінгвістичної складності та варіативності, з використанням теоретичних та обчислювальних моделей [128], підтверджують вплив соціальних мереж на поширення інформації у спільнотах, а нейромережеве моделювання доцільно використовувати для прогнозування поведінки на фінансових ринках [55].

Значна кількість наукових публікацій [59, 73, 79, 88, 116, 117, 160] присвячена особливостям обробки даних із соціальних мереж за допомогою методів інтелектуального аналізу даних. Аналіз сучасних досягнень в цій галузі підкреслює необхідність їх впровадження в поведінкову економіку віртуальних активів [111].

Науковці С. Zhang, W. Li, H. Zhang, T. Zhan (2024) [160] провели огляд різних методів та розробили рекомендації щодо їх впровадження. М. Могильна та В. Дубровін у статті [116] розглянули технологію та програмне забезпечення інтелектуального аналізу тексту. Статті, у яких проведений семантичний аналіз на основі даних із соціальних мереж [79], підтверджують вплив на фінансові ринки емоційних реакцій користувачів соціальних мереж. Так, багат шарові перцептрони, методи опорних векторів та випадкового лісу передбачають зміни на фінансових ринках. Для короткострокового прогнозування ціни ефективними є методи машинного навчання, з помилкою середнього абсолютного відсотка близько 3,5% [73]. Автори зазначають, що точність моделей покращує застосування технічних індикаторів на кшталт Relative Strength Index або Simple Moving Average, особливо для довгострокового прогнозування. За допомогою методів машинного навчання прогнозуванню ціни біткоїна присвячено ряд наукових статей [59, 117, 153]. У роботі [117] автори звертають увагу на точність прогнозування цін на біткоїн в короткострокових та середньострокових

перспективах, у [59] – практичні рекомендації щодо прогнозування, а у [153] – зв'язок методів машинного навчання та аналізу настроїв. У статті [153] проведено порівняльний аналіз застосування методів машинного навчання за даними, отриманими з соціальної мережі Twitter.

Науковці приділяють достатньо уваги дослідженням у контексті поведінкової економіки і вказують на необхідність врахування соціального і психологічного впливу на процес прийняття фінансових рішень. Так, S. Tanwar, N. Patel у статті [141] прогнозують ціну на Litecoin із застосуванням алгоритмів LSTM і вказують на обмеження точності моделі ARIMA, але підтверджують точність прогнозування ціни на криптовалютному ринку за допомогою моделей випадкового лісу. K. Murray, A. Rossi у статті [118] також проводять порівняння моделей для прогнозування цін на криптовалюту. Результати їх дослідження визнають LSTM найбільш точними. На важливості соціальних мереж у формуванні ринкових настроїв зосереджена увага дослідників [79, 88, 127, 157]. Так, A. Raheman та A. Kolonin [127] проаналізували кореляційні зв'язки між показниками настроїв і ціною на криптовалютному ринку, виявили причинно-наслідковий зв'язок і підтвердили ефективність аналізу настроїв для прогнозування ціни біткоїна. A. B. Guidi, A. Michienzi у статті [88] встановили кореляцію між ціною біткоїна та активністю користувачів у соціальних мережах.

Цікавим напрямком наукових досліджень є моделі обробки природної мови для аналізу настроїв користувачів соціальних мереж. У публікаціях K. Wołk [157] для аналізу настрої описано багатомодельний підхід для короткострокових прогнозів цін на криптовалютному ринку. Окремим напрямом досліджень у поведінковій економіці є експериментальні методи. Харківські науковці [103] з метою досліджень поведінки трейдерів на криптовалютному ринку, провели «гру на відгадування». Їх експеримент підтверджує, що ірраціональна поведінка впливає на прийняття фінансових рішень. A. Chokor, E. Alfieri [62] у своєму дослідженні підтвердили вплив емоційних реакцій, новин та актуальних подій на процес прийняття рішень інвесторами криптовалютного ринку.

Таким чином, проведений аналіз дозволяє зробити висновок про доцільність інтеграції поведінкових метрик стейкхолдерів ринку на основі даних соціальних мереж у моделі прогнозування динаміки ринку віртуальних активів з використанням методів інтелектуального аналізу даних. Оцінка динаміки даних соціальних мереж та кон'юнктури ринку показує наявність взаємозв'язку між поведінковими детермінантами стейкхолдерів ринку та котируваннями віртуальних активів. Останнє пояснюється теорією поколінь, які мають диференційований рівень цифрової грамотності, що впливає на темпи розвитку ринку з урахуванням схильності до прийняття та оцінки технологій віртуальних активів, і, як наслідок, призводить до необхідності розробки нових механізмів моніторингу фундаментальних факторів. У зв'язку з вищесказаним перспективним напрямом підвищення ефективності інвестиційних рішень є розвиток поведінкової економіки віртуальних активів у контексті розробки механізмів та моделей моніторингу, прогнозування динаміки ринку, які на основі даних соціальних мереж та методів інтелектуального аналізу даних, дозволяють досліджувати вплив поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку на котирування активів, підвищувати точність прогнозу динаміки ринку, якість управління гібридними інвестиційними портфелями з урахуванням віртуальних активів.

## Висновки до розділу 1

1. Показано, що ключові теорії, евристики та упередження впливають на процес прийняття рішень на ринку віртуальних активів. Проаналізовано основні концепції поведінкової економіки, розглянуто вплив евристик якорування, фреймінгу, доступності, упередження, статус-кво на прийняття рішень. Визначена доцільність соціальних мереж як сучасного інструменту впливу на інвесторів та використання аналізу їх даних для моніторингу настроїв

та інтеграції методів машинного навчання для більш точного прогнозування зміни вартості віртуальних активів.

2. Систематизовано поведінкові упередження стейкхолдерів криптовалютного ринку на афективні, конативні та когнітивні. У відповідності до поведінкових упереджень запропонована категоризація інвесторів ринку віртуальних активів. Соціальні мережі посилюють масову поведінку та вплив лідерів думок, також значно підвищують роль емоцій. Зазначено, що у контексті віртуальних активів особливої важливості набуває рівень цифрових компетентностей, оскільки здатність розуміти й критично оцінювати інформацію з ринку віртуальних активів є вирішальним фактором для успішного прийняття рішень.

3. Зазначено, що віртуальні активи розподіленого реєстру, такі як криптовалюти, токени та NFT, стейблкоїни, токени управління, сервісні токени, сек'юриті токени мають унікальні характеристики та відмінності, незважаючи на спільну блокчейн-технологію. У відповідності до функціонального призначення категоризовано стейкхолдерів ринку віртуальних активів на інвесторів, трейдерів, майнерів, користувачів, розробників, регуляторів ринку, криптовалютні біржі і проєктні команди. Розуміння специфіки кожного типу віртуального активу надає стейкхолдерам можливість приймати більш обґрунтовані рішення.

4. Проведений аналіз технічних патернів криптовалют у поєднанні з даними соціальних мереж підтверджує значущість соціальних індикаторів у прогнозуванні ринкових трендів. Виявлені кореляції між графічними та поведінковими патернами ринку в соціальних мережах дозволяють точніше визначати зони попиту й пропозиції, а також критичні моменти для ухвалення рішень. Використання поведінкових патернів підвищує точність прогнозування змін на ринку віртуальних активів.

5. Розглянуто концепції поведінкової економіки віртуальних активів у контексті теорії поколінь. Покоління X, Y і Z мають різні підходи та можливості

у використанні віртуальних активів, що зумовлено рівнем їх цифрових компетентностей.

6. Систематизовано сучасні підходи для моделювання прийняття технологій та їх використання у контексті віртуальних активів за даними соціальних мереж. Проаналізовано UTAUT-модель, модель когнітивної упередженості, модель соціального впливу, регресійну модель оцінки довіри, модель прийняття технологій та модель довіри та прийняття технологій. Розглянуто, як дані соціальних мереж можуть інтегруватися в моделі для дослідження поведінки на ринку віртуальних активів.

7. Розглянуто сучасні дослідження в галузі розробки та управління прикладними програмними інтерфейсами у контексті поведінкової економіки віртуальних активів. Соціальні мережі визначено важливою платформою для досліджень у поведінковій економіці віртуальних активів. Зазначено, що широко використовуються такі методи інтелектуального аналізу даних, як методи машинного навчання, часові ряди, нейромережеве моделювання, ARIMA та Prophet.

8. Визначено ключові завдання для створення механізму моніторингу даних соціальних мереж, спрямованого на збір інформації, яку можна ефективно інтегрувати в моделі прогнозування динаміки ринку віртуальних активів. Обґрунтовано необхідність подальшого вдосконалення і розвитку наявного модельного базису для якісної оцінки впливу поведінкових детермінант на динаміку цін на ринку віртуальних активів.

Основні результати дослідження, викладені в розділі 1, відображено у наукових працях автора: [11, 27, 28, 29, 31, 65, 66, 67, 68, 111].

Список використаних джерел: [1-8, 12-19, 23-26, 33-35, 39-46, 48-50, 52-57, 59, 61-63, 69-71, 73, 75, 77-92, 94, 96-109, 112, 114-119, 121, 123, 124, 126-142, 144, 146-160].



## РОЗДІЛ 2

### ДОСЛІДЖЕННЯ ПОВЕДІНКОВИХ ДЕТЕРМІНАНТ СТЕЙКХОЛДЕРІВ РИНКУ ВІРТУАЛЬНИХ АКТИВІВ НА ОСНОВІ ДАНИХ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ

#### 2.1. Концептуальна схема взаємозв'язку моделей поведінкової економіки віртуальних активів

Запропоновано концептуальну схему дослідження (рис. 2.1, табл. 2.1), представлену як комплекс узгоджених, взаємопов'язаних блоків, етапів та кроків, що забезпечують системний підхід до розробки комплексу моделей аналізу динаміки ринку віртуальних активів за даними соціальних мереж та дозволяють ідентифікувати поведінкові детермінанти стейкхолдерів, інтегрувати поведінкові метрики із соціальних мереж у моделі прогнозування ринку, підвищити точність прогнозування котирувань віртуальних активів і, як наслідок, ефективність управління гібридним інвестиційним портфелем з урахуванням віртуальних активів. Запропонована концептуальна схема включає такі блоки (рис. 2.1): Блок А – інтеграція концепцій поведінкової економіки та моніторингу даних соціальних мереж у прогнозування ринку віртуальних активів; Блок Б – моделювання динаміки криптовалютного ринку з урахуванням поведінкових детермінант користувачів соціальних мереж.

Метою Блоку А (рис. 2.1, табл. 2.1) є теоретико-методичне обґрунтування основних концепцій поведінкової економіки віртуальних активів, розробка та реалізація механізму моніторингу даних із соціальних мереж для ідентифікації поведінкових факторів і детермінант.

Перший етап «Обґрунтування теоретико-методичних підходів до розробки поведінкових моделей у контексті віртуальних активів» включає чотири кроки.

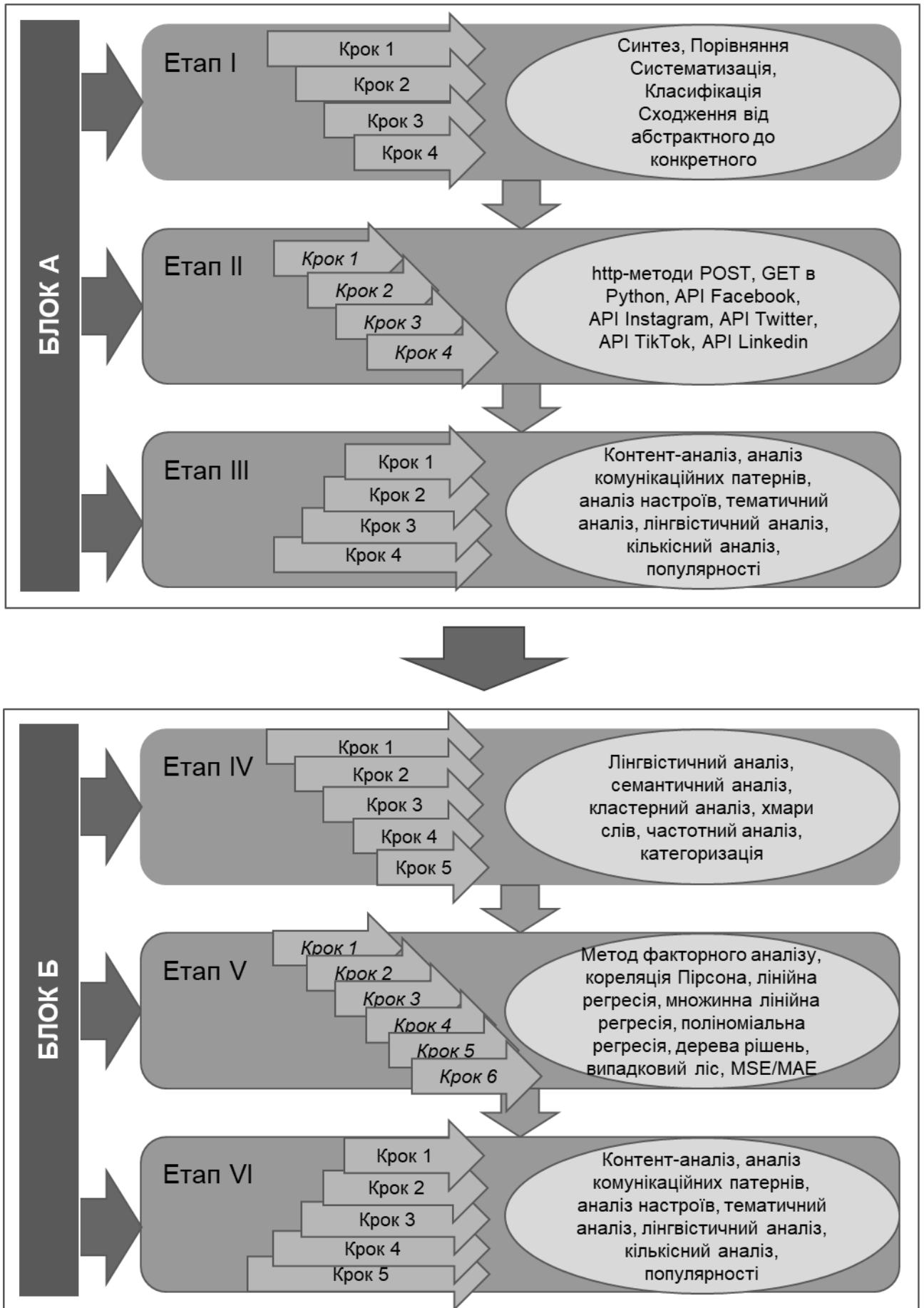


Рис. 2.1. Концептуальна схема дослідження (розроблено автором)

Таблиця 2.1

## Зміст блоків концептуальної схеми дослідження

Блоки	Етапи	Кроки	Назва етапів та кроків їх реалізації	Методи дослідження
<b>БЛОК А</b>	<b>Інтеграція концепцій поведінкової економіки та моніторингу даних соціальних мереж у прогнозування ринку віртуальних активів</b>			
	<b>I</b>	<b>Обґрунтування теоретико-методичних підходів до розробки поведінкових моделей у контексті віртуальних активів</b>		
		<i>Крок 1</i>	Визначення поведінкових упереджень на ринку віртуальних активів	Синтез, порівняння, систематизація, класифікація, сходження від абстрактного до конкретного
		<i>Крок 2</i>	Аналіз віртуальних активів розподіленого реєстру	
		<i>Крок 3</i>	Оцінка сучасних інструментальних засобів динаміки ринку віртуальних активів	
		<i>Крок 4</i>	Вибір соціальних платформ для дослідження поведінкових детермінант	
	<b>II</b>	<b>Розробка системи моніторингу соціальних мереж для ідентифікації поведінкових детермінант стейкхолдерів на криптовалютному ринку</b>		
		<i>Крок 1</i>	Обґрунтування вибору методу API для досліджень у поведінковій економіці	http-методи POST, GET в Python; API Facebook; API Instagram; API Twitter; API TikTok; API LinkedIn
		<i>Крок 2</i>	Розробка механізму моніторингу даних із соціальних мереж	
		<i>Крок 3</i>	Збір даних із соціальних мереж за тематичними запитами за допомогою API	
		<i>Крок 4</i>	Аналіз особливостей застосування механізму моніторингу у різних соціальних мережах	
	<b>III</b>	<b>Ідентифікація поведінкових факторів і детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів</b>		
		<i>Крок 1</i>	Аналіз даних соціальної мережі Facebook для визначення кількісних метрик поведінкових детермінант	Контент-аналіз, аналіз комунікаційних патернів, аналіз настроїв, тематичний аналіз, лінгвістичний аналіз, кількісний аналіз
		<i>Крок 2</i>	Визначення ролі мовних, інформаційних та комунікаційних аспектів	
		<i>Крок 3</i>	Обґрунтування інструментальних засобів аналізу даних соціальної мережі Twitter	
		<i>Крок 4</i>	Аналіз джерел публікацій в соціальних мережах і візуалізація криптовалютного контенту	

## Продовження таблиці 2.1

Блоки	Етапи	Кроки	Назва етапів та кроків їх реалізації	Методи дослідження
<b>БЛОК Б</b>	<b>Моделювання динаміки криптовалютного ринку з урахуванням поведінкових детермінант користувачів соціальних мереж</b>			
	<b>IV</b>	<b>Дослідження впливу соціальних мереж на ринок віртуальних активів</b>		
		<i>Крок 1</i>	Аналіз зміни популярності та взаємодії з криптовалютним контентом	Лінгвістичний аналіз, семантичний аналіз, кластерний аналіз, хмари слів, частотний аналіз, категоризація
		<i>Крок 2</i>	Дослідження мовного розмаїття постів про віртуальні активи	
		<i>Крок 3</i>	Аналіз динаміки розповсюдження та коментування в контексті криптовалютних публікацій	
		<i>Крок 4</i>	Категоризація емодзі в публікаціях користувачів соціальних мереж на тему віртуальних активів	
		<i>Крок 5</i>	Оцінка впливу інтересу та активності користувачів соціальних мереж	
	<b>V</b>	<b>Моделювання взаємозв'язків між активністю користувачів соціальних мереж та ринковими коливаннями</b>		
		<i>Крок 1</i>	Обґрунтування факторів впливу на динаміку криптовалютного ринку	Факторний аналіз, кореляція Пірсона, множинна лінійна регресія, поліноміальна регресія, дерева рішень, випадковий ліс, MSE, MAE
		<i>Крок 2</i>	Категоризація ролей стейкхолдерів ринку криптовалют у соціальних мережах	
		<i>Крок 3</i>	Аналіз метрик поведінкових факторів	
		<i>Крок 4</i>	Визначення кореляції між ціною біткоіна та метриками в соціальних мережах	
		<i>Крок 5</i>	Аналіз регресійних моделей у прогнозуванні цін на біткоін	
		<i>Крок 6</i>	Побудова моделей прогнозування на основі методів машинного навчання	
	<b>VI</b>	<b>Інтеграція поведінкових метрик із соціальних мереж у прогнозування криптовалютного ринку</b>		
		<i>Крок 1</i>	Аналіз побудованих моделей для різних категорій стейкхолдерів	Контент-аналіз, семантичний, кількісний аналіз (частота публікацій, активність користувачів, поведінкові метрики), аналіз часових рядів, Prophet-модель, ARIMA-модель
		<i>Крок 2</i>	Аналіз взаємозв'язку між активністю в соціальних мережах та ціною біткоіна	
		<i>Крок 3</i>	Аналіз часових рядів за допомогою моделей ARIMA, Prophet	
		<i>Крок 4</i>	Побудова моделей дерева рішень і випадкового лісу	
		<i>Крок 5</i>	Рекомендації стейкхолдерам з урахуванням поведінкових метрик із соціальних мереж	

Розроблено автором

Крок 1 передбачає визначення поведінкових упереджень, які впливають на поведінку стейкхолдерів ринку. Крок 2 спрямований на проведення аналізу віртуальних активів розподіленого реєстру як фінансового терміну. Крок 3 зосереджується на оцінці сучасних інструментальних засобів діагностики динаміки ринку віртуальних активів. Крок 4 передбачає обґрунтування вибору соціальних мереж як інформаційної бази для досліджень поведінкових детермінант на ринку віртуальних активів.

Застосування методів синтезу, порівняння, систематизації, класифікації та сходження від абстрактного до конкретного дозволяє проаналізувати основні концепції поведінкової економіки у контексті ринку віртуальних активів та визначити поведінкові упередження у процесі прийняття фінансових рішень інвесторами, а також дослідити вплив різних соціальних платформ на формування поведінкових факторів стейкхолдерів. Оцінка динаміки ринку передбачає вивчення цінових коливань для розуміння їх зв'язку з поведінкою учасників ринку.

Другий етап «Розробка системи моніторингу соціальних мереж для ідентифікації поведінкових факторів стейкхолдерів на криптовалютному ринку» присвячений технічному забезпеченню моніторингу соціальних мереж для збору релевантних даних про поведінку стейкхолдерів та включає наступні кроки.

Крок 1 передбачає обґрунтування методу прикладного програмного інтерфейсу соціальних мереж для досліджень у поведінковій економіці віртуальних активів. Крок 2 зосереджений на розробці механізму моніторингу даних із соціальних мереж. Крок 3 включає збір даних із соціальних мереж за тематичними запитами з використанням API. Крок 4 полягає в аналізі особливостей застосування механізму моніторингу у різних соціальних мережах. Дані кроки будуть реалізовані за допомогою таких методів дослідження: http-методи POST, GET в Python, API Facebook, API Instagram, API Twitter, API TikTok, API LinkedIn.

Третій етап «Ідентифікація поведінкових факторів і детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів» містить такі кроки. Крок 1 передбачає

аналіз отриманих даних із соціальної мережі Facebook для визначення кількісних метрик поведінкових детермінант. Крок 2 визначає роль мовних, інформаційних та комунікаційних аспектів як поведінкових факторів. Крок 3 зосереджується на інструментальних засобах аналізу даних соціальної мережі Twitter (X). Крок 4 аналізує джерела публікацій соціальних мереж і завершує етап візуалізацією отриманих результатів. Дані кроки планується реалізувати за допомогою таких методів дослідження: контент-аналіз, аналіз комунікаційних патернів, аналіз настроїв, тематичний аналіз, лінгвістичний аналіз, кількісний аналіз.

Отже, Блок А забезпечує комплексний підхід до обґрунтування теоретико-методичних підходів щодо розробки поведінкових моделей у контексті віртуальних активів та вибору соціальних мереж як інформаційної бази для дослідження. Розроблена система моніторингу дозволить зібрати велику репрезентативну базу за тематичними запитами з різних соціальних мереж.

Блок Б концептуальної схеми (рис. 2.1, табл. 2.1) зосереджений на моделюванні динаміки ринку віртуальних активів з урахуванням поведінкових факторів. Моделі аналізу будуть побудовані на підставі даних, отриманих за допомогою API соціальних мереж, із застосуванням методів економетричного моделювання та машинного навчання з метою інтеграції поведінкових метрик із соціальних мереж у прогнозування ринку віртуальних активів. Він структурований у три взаємопов'язані етапи.

На четвертому етапі «Дослідження впливу соціальних мереж на ринок віртуальних активів» проводиться комплексний аналіз динаміки взаємодії користувачів із контентом про віртуальні активи. Цей етап включає такі кроки. Крок 1 передбачає проведення аналізу взаємодії користувачів на основі криптовалютних публікацій. Крок 2 досліджує мовне розмаїття постів про віртуальні активи. На Кроці 3 здійснюється аналіз динаміки коментарів і поширень контенту на криптовалютну тематику. Кроки 4 передбачає розробку категоризації емодзі в публікаціях користувачів на тему віртуальних активів, а Крок 5 завершує даний етап оцінкою впливу інтересу та активності користувачів соціальних мереж.

Реалізацію даного етапу планується провести з використанням таких методів дослідження: лінгвістичний аналіз, семантичний аналіз, кластерний аналіз, хмари слів, частотний аналіз, категоризація.

П'ятий етап «Моделювання взаємозв'язків між активністю користувачів соціальних мереж та ринковими коливаннями» починається з обґрунтування факторів впливу на динаміку криптовалютного ринку (Крок 1). Крок 2 передбачає розробку категоризації ролей стейкхолдерів ринку криптовалют у соціальних мережах. Аналіз метрик поведінкових факторів буде проведений в рамках Кроку 3. Крок 4 передбачає встановлення кореляційних зв'язків між ціною біткоіна та метриками в соціальних мережах. Аналіз регресійних моделей у прогнозуванні цін на біткоїн планується провести на Кроці 5. Крок 6 завершує п'ятий етап дослідження побудовою моделей прогнозування на основі методів машинного навчання.

Заплановані вище кроки будуть реалізовані із застосуванням таких методів дослідження: множинна лінійна регресія, поліноміальна регресія, дерева рішень, випадковий ліс, факторний аналіз, кореляція Пірсона, MSE, MAE.

Шостий етап «Інтеграція поведінкових метрик із соціальних мереж у прогнозування криптовалютного ринку» завершує дослідження. На Кроці 1 буде проведений аналіз побудованих моделей для різних категорій стейкхолдерів. Крок 2 передбачає проведення аналізу взаємозв'язків між активністю користувачів в соціальних мережах та ціною біткоіна. На Кроці 3 заплановано проведення аналізу часових рядів за допомогою моделей ARIMA та Prophet, а на Кроці 4 – побудова моделей дерева рішень і випадкового лісу. Крок 5 передбачає розробку рекомендацій стейкхолдерам з урахуванням поведінкових метрик із соціальних мереж.

Реалізація кроків шостого етапу буде проведена з використанням таких методів дослідження: контент-аналіз, семантичний, кількісний аналіз (частота публікацій, активність користувачів, поведінкові метрики), аналіз часових рядів, Prophet-модель, ARIMA-модель.

Отже, Блок Б охоплює широкий спектр завдань дослідження від аналізу

поведінкових метрик у криптовалютних публікаціях користувачів соціальних мереж до інтеграції цих метрик у прогнозування ринку віртуальних активів з урахуванням поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів.

Таким чином, вище наведено концептуальну схему взаємозв'язку моделей поведінкової економіки віртуальних активів. Етапи і кроки Блоків А і Б дозволяють обґрунтувати і розробити механізми та моделі поведінкової економіки віртуальних активів, здійснювати моніторинг даних соціальних мереж в режимі реального часу, дослідити взаємозв'язки між поведінковими детермінантами та динамікою ринку, запропонувати науково обґрунтовану комплексну систему для прогнозування динаміки ринку віртуальних активів на основі даних соціальних мереж.

## 2.2. Обґрунтування вибору соціальних мереж як інформаційної бази для досліджень у поведінковій економіці

Як було сказано вище, інформаційною базою для аналізу поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів є дані соціальних мереж. У відповідності до Блоку А концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок А, Етап І), нижче наведено обґрунтування вибору соціальних платформ для дослідження поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів. За даними останнього звіту Global Digital 2024, найпопулярнішими соцмережами за кількістю активних користувачів є Facebook, YouTube, WhatsApp; Instagram [77]. Соціальні мережі – це можливості для розвитку сучасного бізнесу [47]. Соціальні мережі відіграють надважливу роль у формуванні громадської думки. Вони впливають на спосіб сприйняття і поширення інформації. Однією з головних переваг соціальних мереж є їх універсальність, широкий зв'язок з різними сферами життя. Всі соціальні мережі



мають велику кількість користувачів різного віку і інтересів. Вони є інструментом для зв'язку, комунікації, спілкування, обміну інформацією, обміну думками.

Сайт Pew Research Center є авторитетним джерелом даних та аналітики з різних соціальних, демографічних і технологічних тем, включаючи вплив соціальних медіа на суспільство. Стаття [125] містить актуальну інформацію про популярність і використання різних соціальних мереж серед дорослого населення США (рис. 2.2).

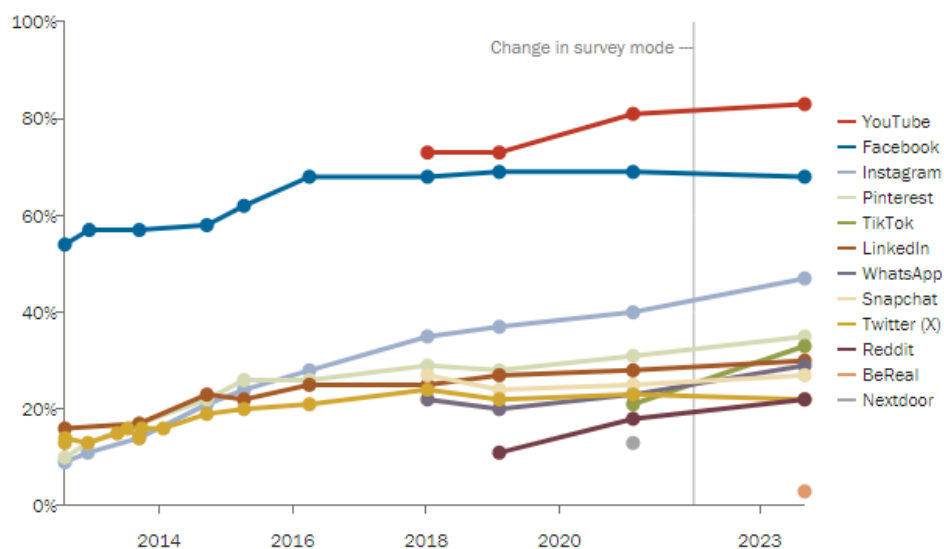


Рис. 2.2. Рейтинг популярності соціальних мереж серед дорослих користувачів [125]

Для аналізу було обрано п'ять основних соціальних мереж – Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn та Twitter (X) з огляду на їхню популярність та специфіку контенту.

YouTube, хоча й лідирує за кількістю користувачів, є насамперед відеохостингом і менш підходить для текстового контенту та соціальних взаємодій, які є ключовими для аналізу. Pinterest було виключено, оскільки це вузькоспеціалізована платформа, орієнтована на пошук ідей та візуальне натхнення, що робить її менш актуальною для загального соціального впливу. WhatsApp та Snapchat переважно використовуються для приватних повідомлень

і відеозв'язку, а не для масових соціальних взаємодій і формування публічної думки, необхідних для дослідження соціальних настроїв.

Вибір Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn і Twitter зумовлений їхньою значущістю як соціальних платформ, на яких користувачі відкрито обмінюються думками, беруть участь у дискусіях і формують групові уподобання, що робить їх джерелами для аналізу суспільних настроїв і поведінкових моделей у контексті дослідження.

Facebook – соціальна мережа, через яку можна спілкуватися, ділитися фотографіями чи відео, обговорювати різні теми в окремих групах, вчасно і швидко отримувати новини. Користувачі мають можливість створювати власні профілі, додавати друзів, публікувати свої пости, робити репости інших користувачів даної мережі, або надавати посилання на інші соціальні мережі, коментувати публікації свої та інших користувачів і т.д. Facebook також використовують для організації подій різних масштабів, вирішення політичних проблем, для ведення бізнесу і т.д. Має масштабну аудиторію.

Instagram – також популярна соціальна мережа, перевагою якої є візуалізація (фото, відеоматеріали). Достатньо уваги приділяється рекламі, яка відіграє неабияку допомогу брендам і компаніям, особливо при залученні нових клієнтів. Instagram швидко реагує на новини та актуальні події. Публікації супроводжуються коментарями, різнобічним обговоренням постів. Instagram – це один із сучасних засобів комунікації та обміну інформацією в онлайн-форматі.

TikTok – найбільшою популярністю користується у молоді. Особливість – короткі відеороліки, музичне супроводження, фільтри. Користувачі мають можливість створювати власні відео, спільні відео, ділитися власним контентом, поширювати контент інших користувачів. Багато уваги приділяється інформації про новини, тренди, різнобічні інтереси. Так, популярним контентом є обговорення фінансових ринків, їх аналіз, поради щодо трейдингу і т.д. Слід також зазначити, що на TikTok розміщуються рекламні матеріали.

LinkedIn – популярна соціальна мережа, яка має свої особливості. Користувачі мають можливість створювати власні професійні профілі, які

містять інформацію про освіту, досвід роботи, набуті навички тощо. Надає можливість користувачам підтримувати зв'язок з колегами, однодумцями, що робить її професійною мережею. На LinkedIn розміщують інформацію про компанії, підприємства, вакансії, резюме для працевлаштування, рекламу проєктів і послуг, про можливості співпраці з іншими компаніями тощо. Дана платформа надає можливість користувачам налагоджувати професійні та соціальні зв'язки з будь-якого профілю.

Twitter (X) – популярна соціальна платформа, яка має свої переваги і особливості. Користувачі беруть активну участь в коментуванні та обговоренні самих різних тем і публікацій, діалогах, дискусіях. Особливістю є популярність даної платформи для обговорення політичних подій, бізнесу. Характерна відсутність різноманіття емодзі, емотиконів. Багато англomовного контенту.

У глобальному огляді цифрового звіту 2023 [76] наведений графік (рис. 2.3), що показує середній час (у годинах), який користувачі проводили у різних соціальних мережах на платформі Android протягом 2022 року.

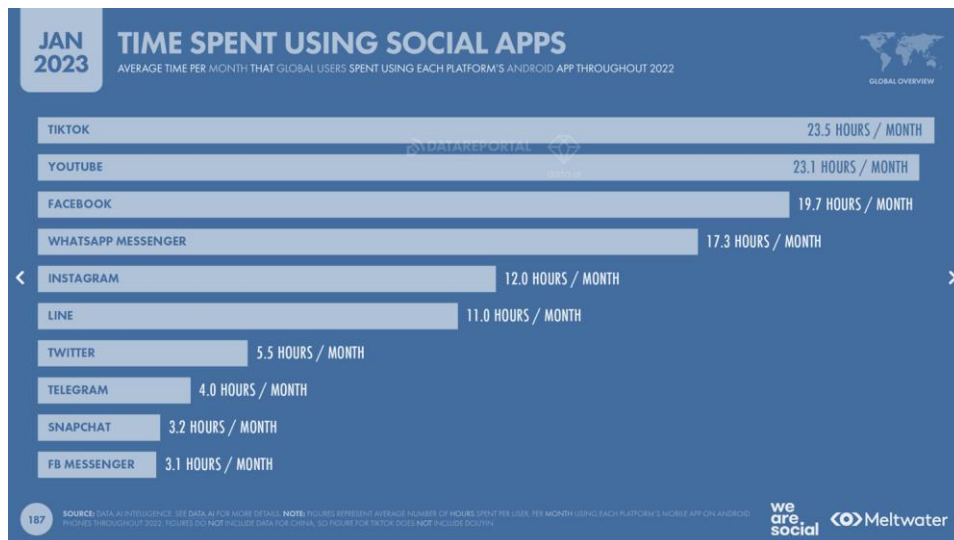


Рис. 2.3. Середній час, проведений користувачами у соціальних мережах за місяць [76]

Аналіз часу, проведеного користувачами на соціальних платформах, показує, що TikTok і YouTube є лідерами за рівнем залученості, підтверджуючи їхній потенціал для впливу на споживчу поведінку, особливо серед молоді.

Facebook і WhatsApp зберігають стабільну популярність як універсальні платформи для комунікації, а різноманітність соціальних додатків, таких як Instagram, Twitter, Telegram і Snapchat, демонструє, що кожна з них має свою нішу і специфічну роль. Рівень взаємодії на цих платформах підкреслює важливість у формуванні суспільних настроїв і поведінкових моделей.

Статистика підтверджує, що короткострокові рішення та імпульсивні дії на платформі TikTok мають місце через особливість її контенту. У 2023 році TikTok став однією з платформ, де користувачі проводять найбільше часу - близько 4,43 мільярда хвилин на рік лише у США [93]. Коротка форма відео та вірусність контенту призводять до швидких емоційних рішень, що може стимулювати імпульсивні покупки та інвестиції у віртуальні активи. Також, TikTok має в 1,4 рази більше шансів вплинути на покупку технічного продукту в наступні 6 місяців порівняно з іншими платформами.

TikTok, як одна з найдинамічніших і найпопулярніших соціальних мереж, набуває дедалі більшого впливу на економічну поведінку користувачів в контексті взаємодії з віртуальними активами. Завдяки коротким і вірусним відео, платформа створює унікальні можливості для поширення інформації та стимулювання економічних рішень.

Дослідження Oxford Economics [122] показало, що TikTok впливає на економічну поведінку. Виявлено, що використання TikTok малими підприємствами в п'яти європейських країнах у 2023 році сприяло зростанню ВВП на €4,8 млрд і створенню 51 000 робочих місць (рис. 2.4). Такі дані свідчать про вплив платформи на економічну активність і ринок праці через вірусний контент та емоційні стимули користувачів.

Характерною рисою платформи є емоційні стимули, створені відеоконтентом, який швидко досягає великих аудиторій. Користувачі приймають рішення на основі емоційних тригерів, таких як страх упустити можливість. Тренди у TikTok швидко набувають популярності і впливають на економічну поведінку користувачів. Вірусні виклики та кампанії, пов'язані з віртуальними активами, часто стають джерелом масових інвестиційних рішень

або купівлі нових активів. Згідно з останнім звітом «What's Next 2023» від TikTok [145], ключові макротренди, такі як «дії через розваги» та «ідеали, створені спільнотою», активно впливають на поведінку користувачів, змушуючи їх швидко реагувати на тренди, які пов'язані з інвестиціями у віртуальні активи. TikTok використовує алгоритми, які постійно подають новий та популярний контент, створюючи ілюзію частоти та актуальності певної інформації.

TikTok, як і Facebook, має потужних інфлюенсерів. Мікроінфлюенсери на TikTok демонструють вплив на економічну поведінку користувачів та брендів. Згідно з даними, у 2023 році мікроінфлюенсери (з кількістю підписників від 1 000 до 100 000) мали найвищий рівень залученості серед усіх категорій користувачів платформи. Вони створюють автентичний контент, який добре сприймається аудиторією, і тому вони є ключовими учасниками маркетингових кампаній для багатьох брендів. 58% брендів збільшили свої маркетингові зусилля, працюючи саме з мікро- та наноінфлюенсерами, що підвищує рівень взаємодії та довіри до їхньої продукції.

Соціальна взаємодія на платформі Facebook, обмін інформацією та рекомендаціями від користувачів та інфлюенсерів впливають на рішення щодо купівлі, продажу чи інвестування у віртуальні активи. На рисунку 2.4 графічно відображено глобальний економічний вплив Facebook, який, за даними, становить \$227 мільярдів [72]. Вплив розподіляється на кілька ключових регіонів, зокрема Північну Америку, Європу (EMEA), Азіатсько-Тихоокеанський регіон (APAC) та Південну Америку. Основні складові цього впливу включають маркетинговий ефект (\$148 млрд), ефекти від платформ (\$29 млрд) і ефекти зв'язку (\$50 млрд). Facebook не лише забезпечує платформу для соціальної взаємодії, але й активно впливає на глобальну економіку через стимулювання бізнесів, які використовують платформу для просування своїх продуктів, полегшення комунікації та розвитку послуг.

Facebook пропонує користувачам можливість приєднуватися до груп за інтересами, що спеціалізуються на віртуальних активах. Вони стають місцем для обміну досвідом, порадами та актуальними новинами на ринку віртуальних

активів. Дослідження підтверджують, що участь користувачів у групах Facebook, присвячених віртуальним активам, суттєво впливає на їх фінансові рішення, а соціальні норми та інформаційні потоки формують поведінку користувачів.

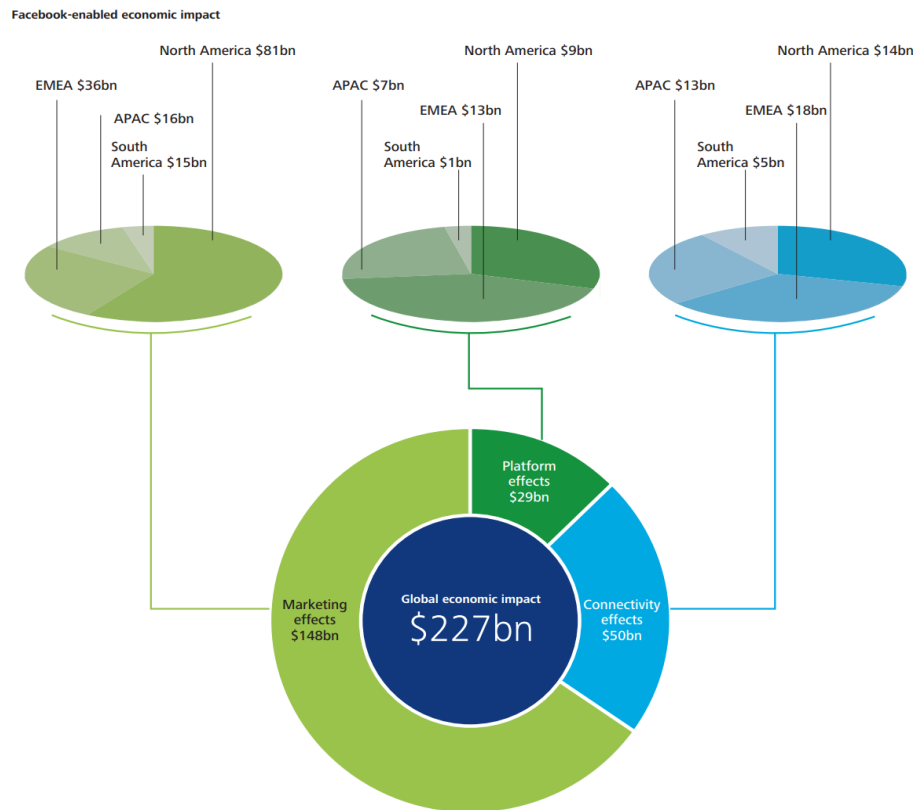


Рис. 2.4. Глобальний економічний вплив Facebook [72]

На рис. 2.5 показано взаємозв'язок між загальною ринковою капіталізацією (позначено синьою суцільною лінією) та активністю в соціальних мережах, яку представляє кількість згадувань (позначено червоною пунктирною лінією), у період з 2018 по 2021 рік [64]. З графіка видно, що ринкова капіталізація має коливальну тенденцію, з помітними піками в різні періоди, особливо на початку 2021 року, коли капіталізація різко зросла, перевищивши \$2 трлн. У цей же період відбувся значний ріст згадувань у соціальних мережах, що свідчить про збільшену увагу до ринку. Таке збільшення активності в соціальних мережах є індикатором інтересу інвесторів та загального настрою на ринку, що співпадає з підвищенням ринкової капіталізації. Графік демонструє позитивну кореляцію між активністю в соціальних мережах та зростанням ринкової капіталізації.

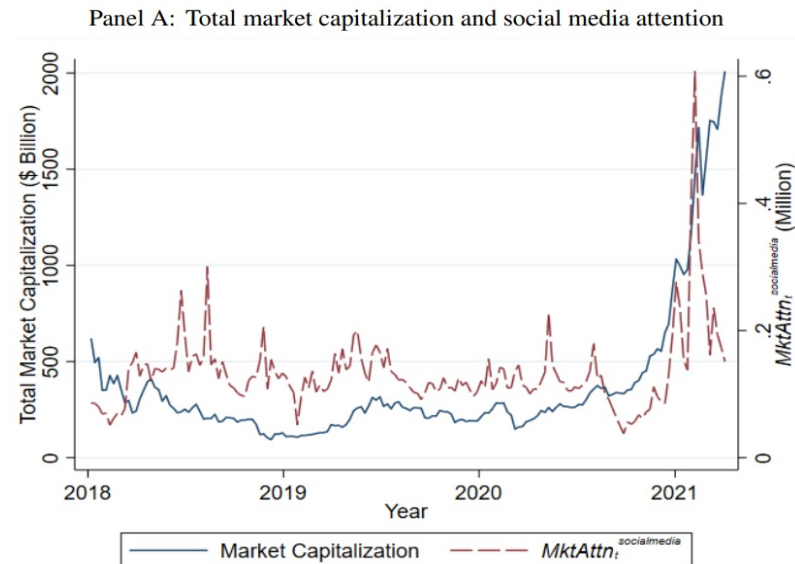


Рис. 2.5. Загальна ринкова капіталізація та увага в соціальних мережах [64]

У статті [113] автори аналізують вплив соціальних мереж на прийняття фінансових рішень серед молоді. Детально розглянуті демографічні характеристики, моделі використання соціальних платформ та інвестиційні вподобання. Результати показали, що більшість респондентів - молоді чоловіки з високим рівнем освіти, переважно студенти, які використовують Instagram та YouTube для зв'язку та отримання інвестиційної інформації. Основним об'єктом інвестування є акції, за якими йдуть взаємні фонди, причому інвестиційні вподобання можуть залежати від гендеру.

Facebook також є платформою для лідерів думок, які можуть істотно впливати на прийняття рішень користувачів. Багато інфлюенсерів просувають віртуальні активи через свої сторінки, використовуючи соціальну довіру та авторитет. Поведінкова економіка визначає це як ефект авторитету, коли користувачі схильні більше довіряти і слідувати рекомендаціям відомих людей або груп. Інфлюенсери створюють емоційні стимули, які впливають на рішення про купівлю або інвестування у віртуальні активи, що посилюється ефектом підтвердження. Дослідження 2023 року [120] показують, що «фінфлюенсери» (інфлюенсери, які просувають фінансові поради) впливають на рішення молодих інвесторів, які користуються порадами, незважаючи на ризики.

На рис. 2.6 зображена активність користувачів у соціальних мережах за кількістю публікацій (топ-20 активних користувачів). По осі X показано імена користувачів, а по осі Y - кількість публікацій, зроблених кожним користувачем. Найбільш активним є користувач під ім'ям Binance, який має майже 6000 публікацій. За ним ідуть інші користувачі, такі як Spectator Index, Telegram Cryptocurrency News, та Harry Coin News, кожен з яких має поступово зменшуваний рівень активності.

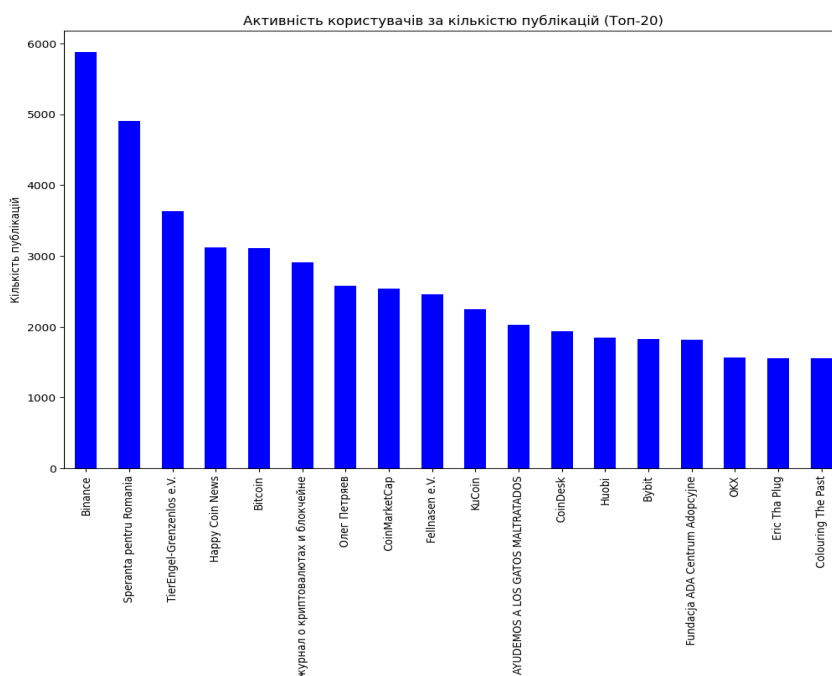


Рис. 2.6. Активність користувачів Фейсбук за кількістю публікацій у 2023 році (топ-20) (розроблено автором)

Графік (рис. 2.6) відображає вплив ключових користувачів та інфлюенсерів на обговорення криптовалют у соціальних мережах. Інфлюенсери з великою кількістю публікацій впливають на думки та настрої своєї аудиторії. Активно поширюючи інформацію – впливають на поведінку інвесторів. Так, Binance та Harry Coin News забезпечують актуальний потік інформації та аналітики. Facebook створює сприятливі умови для вивчення таких поведінкових упереджень, як ефект володіння, ефект якорування та інших.

Однією з ключових особливостей Twitter є миттєве поширення новин. Користувачі отримують інформацію про віртуальні активи практично в режимі



реального часу, що стимулює швидкі фінансові рішення. У Twitter хештеги відіграють значну роль у поширенні інформації. Популярні хештеги, пов'язані з віртуальними активами, здатні створювати тренди та формувати масову думку користувачів. Хештеги на кшталт #Bitcoin або #NFT привертають увагу користувачів і часто стають каталізаторами для інвестицій.

У статті R. Chen, R. Dong, Y. Dai (2023) [60] досліджується взаємозв'язок між громадською думкою, вираженою через соціальну мережу Twitter та динамікою цін акцій. Авторами зібрані емпіричні докази того, що настрої користувачів соціальних медіа впливають на рух цін акцій. Дослідження показує, що громадська думка, отримана з твітів, може бути використана для прогнозування змін цін акцій таких компаній, як Apple, Google, Microsoft та Netflix. У роботі запропоновано підхід на основі дерев рішень, який дозволяє визначити, які типи настроїв найбільше впливають на поведінку акцій. Результати вказують, що довіра та очікування є позитивними настроями, а страх і гнів є домінантними серед негативних настроїв.

Варто також зазначити, що Twitter є платформою для багатьох відомих інфлюенсерів та лідерів думок у сфері віртуальних активів, таких як Ілон Маск, Джек Дорсі та інші. Їх твіти мають вплив на ринок віртуальних активів, викликаючи різке зростання або падіння вартості активів. У статті L. Ante (2023) [51] досліджується вплив 47 подій у Twitter, пов'язаних із публікаціями Ілона Маска, на доходність та обсяги торгів криптовалютами, які він згадував. Дослідження показує збільшення обсягу торгів для всіх подій, пов'язаних з його твітом. Протягом перших двох хвилин після публікації спостерігається аномальний прибуток у розмірі 3,58% та зростання обсягу торгів криптовалютами. Протягом першої години після твіту аномальна доходність зростає до 4,79%, що підкреслює суттєвий вплив висловлювань Ілона Маска на ринок криптовалют.

Instagram створює умови для активного залучення користувачів до взаємодії з віртуальними активами через естетично привабливі зображення або відео, що часто використовуються для реклами таких активів. Емоційні тригери,

викликані візуальним контентом, суттєво впливають на фінансові рішення учасників ринку віртуальних активів. Інфлюенсери в Instagram активно просувають різні види віртуальних активів, такі як NFT, криптовалюти та інші за допомогою привабливих зображень або дизайну, створюючи емоційну прив'язаність, що у свою чергу призводить до імпульсивних інвестицій.

У статті A. Regt, Z. Cheng та R. Fawaz [74] автори виявили, що фінансові інфлюенсери з професійною акредитацією викликають більш позитивну емоційну реакцію у аудиторії порівняно з тими, хто ділиться інформацією, заснованою на особистому досвіді. Крім того, стать і раса інфлюенсера впливають на зв'язок між його фінансовою експертизою та емоційними реакціями споживачів.

Instagram також використовується як інструмент для запуску маркетингових кампаній, спрямованих на просування віртуальних активів. Компанії, які працюють у цій сфері, часто запускають кампанії з використанням реклами в сторіз або співпрацюючи з відомими акаунтами.

LinkedIn є платформою для професіоналів, де поширюється інформація з різних галузей, включаючи фінанси, блокчейн і віртуальні активи. Оскільки користувачі сприймають платформу як джерело надійної ділової інформації, це впливає на довіру до інформації про віртуальні активи.

Графік (рис. 2.7) показує рівень впевненості брендів у різних соціальних платформах щодо їх здатності забезпечувати позитивну рентабельність інвестицій. Жовтий колір позначає відсоток брендів, які впевнені в позитивній рентабельності, тоді як червоний колір позначає відсоток брендів, які не впевнені в цьому.

LinkedIn є платформою, в якій бренди найбільше впевнені (70%). Загалом, бренди більше довіряють платформам, які традиційно використовуються для професійних і соціальних зв'язків (LinkedIn, Instagram, WhatsApp), тоді як менша впевненість у рентабельності інвестицій від таких платформ, як Threads і Twitter/X, свідчить про меншу стабільність або непередбачуваність результатів на цих платформах. LinkedIn також активно використовується для поширення

контенту лідерами думок у сфері віртуальних активів. Їх публікації впливають на сприйняття віртуальних активів та рішення користувачів щодо інвестування. Високий рівень професійної репутації лідерів стимулює інших користувачів слідувати за їх рекомендаціями.



Рис. 2.7. Рівень впевненості брендів у досягненні позитивної рентабельності інвестицій на різних соціальних платформах [93]

На LinkedIn є багато груп і професійних спільнот, де обговорюються новини про криптовалюти, блокчейн та інші віртуальні активи. У цих групах учасники діляться досвідом і рекомендаціями, що впливає на економічну поведінку інших користувачів. Особливістю є те, що такі спільноти орієнтовані на бізнес і мають більш формальний підхід до обговорення. Компанії та стартапи, які працюють з віртуальними активами, використовують LinkedIn як платформу для просування своїх продуктів і послуг. Завдяки цільовій рекламі та маркетинговим кампаніям, орієнтованим на професіоналів.

LinkedIn відіграє роль у формуванні економічної поведінки через професійне середовище, лідерів думок і маркетингові кампанії. Інформаційна довіра і формальність комунікації роблять цю платформу потужним інструментом для прийняття обґрунтованих рішень у сфері віртуальних активів.

Отже, соціальні мережі відіграють вирішальну роль у формуванні поведінкових моделей та громадської думки стосовно віртуальних активів. Вони створюють унікальне інформаційне середовище, яке дозволяє швидко поширювати думки, рекомендації та новини, впливаючи на рішення користувачів. Проаналізовані вище п'ять основних соціальних платформ, Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn та Twitter (X), відзначаються не лише популярністю, а й специфічним контентом, який впливає на формування фінансової поведінки різних стейкхолдерів ринку віртуальних активів.

### 2.3. Механізм моніторингу соціальних мереж для ідентифікації поведінкових детермінант стейкхолдерів на ринку віртуальних активів

Перший етап концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок А, етап I) «Обґрунтування теоретико-методичних підходів до розробки поведінкових моделей у контексті віртуальних активів», реалізований у розділі I, забезпечив комплексний підхід для дослідження моделей поведінки стейкхолдерів ринку. Визначені основні поведінкові упередження, проаналізовані віртуальні активи розподіленого реєстру, проведена оцінка сучасних інструментальних засобів динаміки ринку. Такі фактори є основою для формування поведінкових метрик, які будуть ідентифіковані за допомогою системи моніторингу даних із соціальних мереж, розробленої у відповідності до другого етапу концептуальної схеми дослідження. Другий етап (табл. 2.1, Блок А, етап II) передбачає розробку і реалізацію механізму моніторингу соціальних мереж для виявлення поведінкових закономірностей та ключових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів.

Застосування прикладного програмного інтерфейсу є одним із найефективніших методів моніторингу соціальних мереж у межах досліджень поведінкової економіки (табл. 2.1, Блок А, Етап II, Крок 1). Завдяки

використанню публічних, приватних або нативних API платформ TikTok, Facebook, Instagram, X (Twitter) та LinkedIn можна отримати доступ до масиву даних, зокрема до публічних профілів користувачів, їхніх публікацій, коментарів, реакцій та інших форм взаємодії, що є важливими для аналізу поведінкових факторів та їх впливу на економічні процеси [36].

Автоматичний моніторинг даних у соціальних мережах є доступним для всіх платформ і дозволяє виконувати як одноразове, так і періодичне оновлення інформації. Оновлення (update) є разовим запитом у черзі, що використовується для оновлення конкретного елемента. Автоматичне оновлення (auto-update) здійснюється протягом заданого періоду часу, з використанням параметрів `auto_update_interval` (період оновлення) та `auto_update_expire_at` (час завершення моніторингу). Ця функція охоплює різні типи об'єктів, включаючи публікації, профілі, групи, пошукові запити щодо постів, профілів і вакансій [69].

Застосування API дозволяє здійснювати пошук інформації за ключовими словами, а також аналізувати контент публікацій, коментарів, статей, взаємодій користувачів, зокрема уподобань, поширень, кількості реакцій із розподілом за типом, мовою та датою. Крім того, метод API підтримує фільтрацію контенту за критеріями сортування (найновіші, найрелевантніші), періодом публікації (останні 24 години, минулий тиждень, минулий місяць), мовою тощо.

Розроблено механізм моніторингу даних із соціальних мереж (табл. 2.1, Блок А, етап II, Крок 2) для досліджень у поведінковій економіці, який включає десять кроків [110]:

- I. Тематичний збір інформації із соціальних платформ.
- II. Автоматизований парсинг даних через API.
- III. Організація доступу до даних через зашифрований токен.
- IV. Налаштування індивідуальних алгоритмів збору інформації з урахуванням особливостей кожної платформи.
- V. Формування термінологічних баз для створення пошукових запитів.
- VI. Створення індивідуальних скриптів для генерації запитів із використанням HTTP-методу POST у Python.

- VII. Розробка скриптів для перевірки статусу запитів за допомогою HTTP-методу GET у Python.
- VIII. Попередня обробка отриманих даних та їх збереження у форматі csv через pgAdmin.
- IX. Оптимізація до системи циклічного виконання операцій з урахуванням API-обмежень.
- X. Розробка інструментів аналізу зібраних даних по кожній соціальній мережі.

Структура розробленої системи базується на послідовному виконанні етапів, що реалізовані у вигляді SQL- та Python-скриптів.

Моніторинг активності в соціальних мережах дозволяє аналізувати динаміку настроїв користувачів, ідентифікувати ключові слова, реакції та хештеги. Отримані результати забезпечують можливість оперативного реагування на комунікацію користувачів, визначення потенційних клієнтів, оптимізації підходів до їх залучення, а також вдосконалення конкурентних стратегій. Використання цих даних сприяє створенню високоефективних маркетингових стратегій, орієнтованих на потреби конкретних компаній.

Моніторинг соціальних мереж передбачає три основні складові: налаштування системи збору даних, їх отримання та подальший аналіз [21, 95]. На етапі налаштування формується спеціалізований словник ключових слів, що визначає релевантність зібраної інформації. Процес збору даних включає їх попередню обробку, зокрема очищення, класифікацію та позначення. Аналіз отриманих даних здійснюється відповідно до поставлених цілей дослідження і може охоплювати аналіз настроїв користувачів або статистичну оцінку їх активності (коментарі, відгуки, публікації, репости тощо) [7]. Особливо важливою перевагою моніторингу є можливість отримання актуальної інформації про реакції, емоції та думки користувачів у режимі реального часу [58].

Кількісний аналіз передбачає опрацювання числових показників, зокрема кількості переглядів, вподобань, репостів, відгуків і коментарів [39]. Він

дозволяє систематизувати, порівнювати та узагальнювати інформацію за допомогою спеціалізованих статистичних методів і програмного забезпечення. Якісний аналіз, своєю чергою, спрямований на дослідження характеру контенту, рівня взаємодії користувачів та тональності публікацій [39]. Він вимагає складнішої інтерпретації отриманих даних і є менш об'єктивним у порівнянні з кількісним аналізом. Одним із ключових аспектів якісного аналізу є визначення тональності публікацій, що дозволяє аналізувати емоційну складову текстів і класифікувати їх як позитивні, негативні або нейтральні, що є важливим для розуміння загальних настроїв користувачів соціальних мереж.

Запропонований механізм моніторингу соціальних мереж для досліджень у сфері поведінкової економіки відображено на рис. 2.8 [30]. Для отримання максимально повного обсягу даних щодо активності користувачів соціальних платформ необхідно використовувати API відповідних сервісів. Перед початком збору даних необхідно звернутися до провайдера платформи для отримання токенів доступу. Для підвищення якості аналізу доцільно створити тематичні словники з урахуванням багатомовності та визначити оптимальний часовий інтервал для запуску збору інформації. Наприклад, збір інформації з соціальних мереж (табл. 2.1, Блок А, Етап II, Крок 3) проводили за допомогою API: визначено соціальну мережу для аналізу, отримання токенів доступу.

POST-запит для завантаження даних про публікацію:

```
https://{api_domen}/facebook/post/{post_id}/update? access_token=TOKEN
```

Відповідь:

```
{"status": "accepted"}
```

GET-запит «перевірка статусу»:

```
https://{api_domen}/facebook/post/{post_id}/update?access_token= TOKEN
```

RESPONSE:

```
{
  "data": {
    "status": "finished"
  },
  "error": null,
  "status": "ok"
}
```

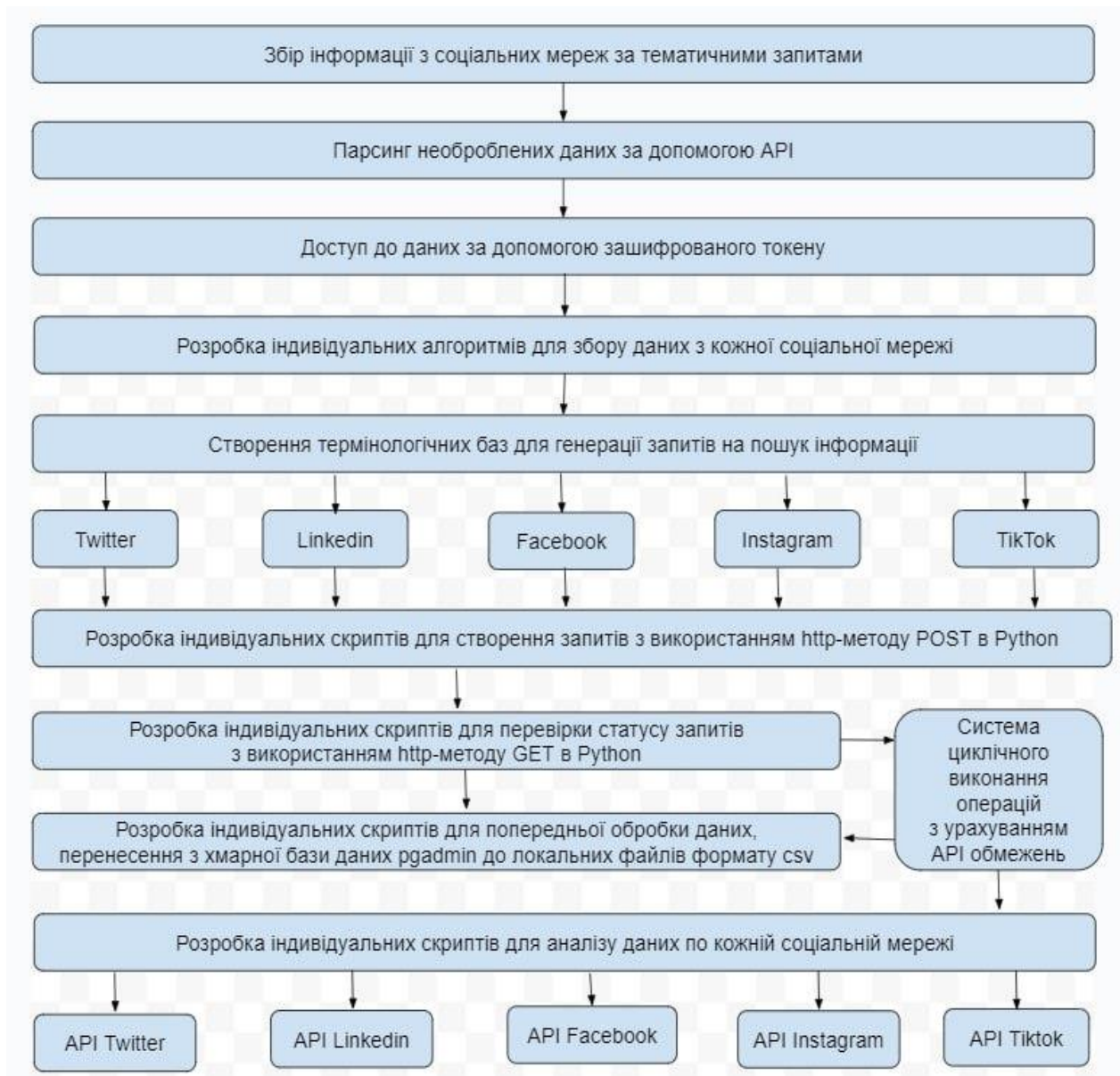


Рис. 2.8. Структура механізму моніторингу даних із соціальних мереж  
(розроблено автором)

GET-запит для отримання даних про публікацію:

`https://{api_domen}/facebook/post/{post_id}?access_token=TOKEN`

RESPONSE:

```

{
  "id": "106266099214611",
  "created_time": "2023-07-20T14:46:54",
  "attached_image_content": "money,text that says \"CRYPTO\"",
  "text_lang": "en",
  "owner_full_name": "CGains Finance",
  "owner_id": "100094936631343",
  "post_type": "image",
  "reactions_wow_count": 64,

```

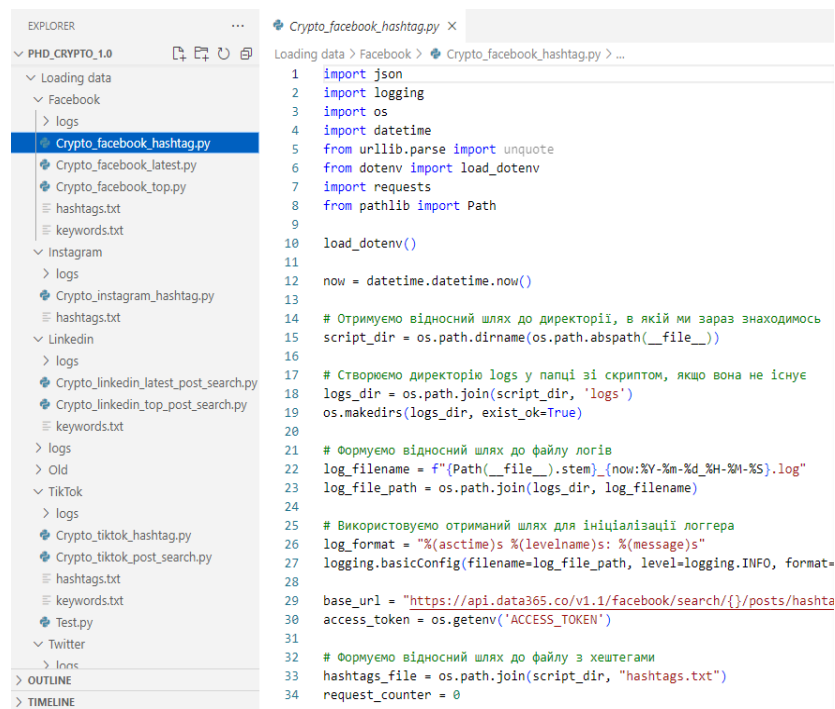


```

"reactions_haha_count": 5,
"reactions_like_count": 77,
"reactions_support_count": 67,
"reactions_love_count": 60,
"reactions_sad_count": 1,
"reactions_total_count": 268,
"reactions_angry_count": 1,
"comments_count": 15,
"shares_count": 10,
"text": "DONT HESITATE TO OPEN UP YOUR INVEST PLAN WITH US! 🚀100",
"owner_username": "cgfinanceandservices",
"text_tagged_users": [
  "3364451103777205"
],
"text_tags": [
  "bitcoin",
  "bnb",
  "eth",
  "millionaire"
],
"timestamp": 1689864414
}

```

З метою автоматизації, розроблено окремі скрипти (рис. 2.9) на кожен соціальну мережу для відправки POST та GET запитів. Використано максимум варіантів пошуку з різними методами сортування публікацій (рис. 2.10).



```

EXPLORER
  PHD_CRYPTO_1.0
  Loading data
  Facebook
  logs
  Crypto_facebook_hashtag.py
  Crypto_facebook_latest.py
  Crypto_facebook_top.py
  hashtags.txt
  keywords.txt
  Instagram
  logs
  Crypto_instagram_hashtag.py
  hashtags.txt
  keywords.txt
  LinkedIn
  logs
  Crypto_linkedin_latest_post_search.py
  Crypto_linkedin_top_post_search.py
  keywords.txt
  logs
  Old
  TikTok
  logs
  Crypto_tiktok_hashtag.py
  Crypto_tiktok_post_search.py
  hashtags.txt
  keywords.txt
  Test.py
  Twitter
  Innc
  OUTLINE
  TIMELINE

Crypto_facebook_hashtag.py x
Loading data > Facebook > Crypto_facebook_hashtag.py > ...
1 import json
2 import logging
3 import os
4 import datetime
5 from urllib.parse import unquote
6 from dotenv import load_dotenv
7 import requests
8 from pathlib import Path
9
10 load_dotenv()
11
12 now = datetime.datetime.now()
13
14 # Отримуємо відносний шлях до директорії, в якій ми зараз знаходимось
15 script_dir = os.path.dirname(os.path.abspath(__file__))
16
17 # Створимо директорію logs у папці зі скриптом, якщо вона не існує
18 logs_dir = os.path.join(script_dir, 'logs')
19 os.makedirs(logs_dir, exist_ok=True)
20
21 # Формуємо відносний шлях до файлу логів
22 log_filename = f"{Path(__file__).stem}_{(now:%Y-%m-%d_%H-%M-%S)}.log"
23 log_file_path = os.path.join(logs_dir, log_filename)
24
25 # Використовуємо отриманий шлях для ініціалізації логгера
26 log_format = "%(asctime)s %(levelname)s: %(message)s"
27 logging.basicConfig(filename=log_file_path, level=logging.INFO, format=
28
29 base_url = "https://api.data365.co/v1.1/facebook/search/{}/posts/hashta
30 access_token = os.getenv("ACCESS_TOKEN")
31
32 # Формуємо відносний шлях до файлу з хештегами
33 hashtags_file = os.path.join(script_dir, "hashtags.txt")
34 request_counter = 0
35

```

Рис. 2.9. Приклад скриптів для автоматичної відправки запитів  
(розроблено автором)

```

C:\WINDOWS\py.exe
123, Keyword: '#nftartist', Method: 'POST', 'accepted'
124, Keyword: '#nftartists', Method: 'POST', 'accepted'
125, Keyword: '#nftnews', Method: 'POST', 'accepted'
126, Keyword: '#nftcollection', Method: 'POST', 'accepted'
127, Keyword: '#cryptocrash', Method: 'POST', 'accepted'
128, Keyword: '#nftwhale', Method: 'POST', 'accepted'
129, Keyword: '#metaversenews', Method: 'POST', 'accepted'
130, Keyword: '#криптовалюта', Method: 'POST', 'accepted'
131, Keyword: '#крипто', Method: 'POST', 'accepted'
132, Keyword: '#крипта', Method: 'POST', 'accepted'
133, Keyword: '#майнинг', Method: 'POST', 'accepted'
134, Keyword: '#майнеры', Method: 'POST', 'accepted'
135, Keyword: '#смартконтракты', Method: 'POST', 'accepted'
136, Keyword: '#стейкхолдеры', Method: 'POST', 'accepted'
137, Keyword: '#криптоэкономика', Method: 'POST', 'accepted'
138, Keyword: '#криptomonеты', Method: 'POST', 'accepted'
139, Keyword: '#криптошелёк', Method: 'POST', 'accepted'
140, Keyword: '#криптооптимисты', Method: 'POST', 'accepted'
141, Keyword: '#криптопессимисты', Method: 'POST', 'accepted'

C:\WINDOWS\py.exe
98, Hashtag: 'Tokenomic', Method: 'POST', 'accepted'
99, Hashtag: 'cryptography', Method: 'POST', 'accepted'
100, Hashtag: 'nfts', Method: 'POST', 'accepted'
101, Hashtag: 'nft', Method: 'POST', 'accepted'
102, Hashtag: 'cryptomarket', Method: 'POST', 'accepted'
103, Hashtag: 'cryptosector', Method: 'POST', 'accepted'
104, Hashtag: 'cryptocollabs', Method: 'POST', 'accepted'
105, Hashtag: 'cryptologyjournal', Method: 'POST', 'accepted'
106, Hashtag: 'cryptopsy', Method: 'POST', 'accepted'
107, Hashtag: 'ethereumming', Method: 'POST', 'accepted'
108, Hashtag: 'bitcoininvestor', Method: 'POST', 'accepted'
109, Hashtag: 'investinbitcoin', Method: 'POST', 'accepted'
110, Hashtag: 'cryptocurrencynews', Method: 'POST', 'accepted'
111, Hashtag: 'cryptoinvesting', Method: 'POST', 'accepted'
112, Hashtag: 'bitcointrade', Method: 'POST', 'accepted'
113, Hashtag: 'bitcointechnology', Method: 'POST', 'accepted'
114, Hashtag: 'cryptocommunity', Method: 'POST', 'accepted'
115, Hashtag: 'cryptoworld', Method: 'POST', 'accepted'

```

Рис. 2.10. Приклад результату відправки POST-запитів (розроблено автором)

Враховуючи значний обсяг зібраних публікацій, їх доцільно зберігати у хмарній або локальній базі даних, наприклад, pgAdmin. Для подальшого аналізу дані конвертовані у CSV-файли меншого розміру, що забезпечить ефективність їхньої обробки у Python. Для реалізації цих процесів розроблено відповідні скрипти (рис. 2.11).

```

facebook_posts_export.py x
Exporting data > facebook_posts_export.py > ...
54 # відкриття CSV-файлу для запису
55 with open(output_file_path, mode='w', newline='', encoding='utf-8') as
56     writer = csv.writer(csv_file)
57
58 # запис заголовків
59 writer.writerow(['id', 'created_time', 'timestamp', 'text', 'lang'],
60
61 # виконання запиту з пагінацією
62 try:
63     while offset < total_rows:
64         cur.execute(f"{query} LIMIT %s OFFSET %s", (limit, offset))
65         rows = cur.fetchall()
66         if not rows:
67             break
68         for row in rows:
69             # запис результатів у CSV-файл
70             writer.writerow(row)
71             offset += page_size
72             print(f"offset {rows} exported...")
73     except Exception as e:
74         print(f"Unable to export data: {e}")
75
76 # закриття з'єднання з базою
77 cur.close()
78 conn.close()
79 print("Connection closed.")

```

Рис. 2.11. Фрагмент програмного коду для реалізації процесу експорту з бази даних у формат csv (розроблено автором)

Підсумковим етапом аналізу є обробка отриманих публікацій, розподілена за окремими соціальними мережами. Отже, API є ефективним інструментом для

збору та дослідження даних із соціальних платформ, що дозволяє виявити закономірності поведінки користувачів та виявити основні тренди в їхній активності.

Моніторинг соціальних мереж за допомогою API може бути реалізований на різних платформах (табл. 2.1, Блок А, етап II, Крок 4). Для Facebook пошук здійснюється на основі ключових слів, що дозволяє отримати доступ до інформації з профілів і публікацій. Крім того, результати можуть бути відфільтровані за місцем та часом. Функціонал API дозволяє здійснювати пошук інформації про публікації, сторінки та групи, використовуючи ключові слова або фрази.

Для пошуку публікацій можна застосовувати різні параметри, зокрема: «топ» – відбір найактуальніших публікацій, «останні» – пошук найновіших записів, «хештег» – вибірка публікацій, що містять заданий хештег. Також можливо налаштовувати пошукові запити за часовими та просторовими обмеженнями. Результати можна фільтрувати за ключовими словами, мовою, датою та типом профілю автора. Завдяки використанню API Facebook можна автоматизовано отримувати великі масиви даних про публікації, включаючи текст, мову, хештеги, вміст, кількість та типи реакцій, поширення, коментарі та вподобання.

Метод API Instagram дає змогу здійснювати пошук дописів за хештегами, що забезпечує доступ до великої кількості даних, зокрема тексту публікацій, їх мовної характеристики, відмічених профілів, статистики взаємодій (реакцій, коментарів, переглядів відео тощо). Використання API також дозволяє фільтрувати зібрану інформацію за такими критеріями, як хештеги, коментарі, дата та мова допису.

API LinkedIn надає можливість здійснювати пошук за ключовими словами, а також аналізувати публікації, статті, коментарі, інтереси користувачів та їхню активність. Додатково можна отримувати дані щодо кількості реакцій, поширень і взаємодій, фільтруючи їх за мовою, датою або типом реакцій.

Метод API Twitter дозволяє виконувати розширений тематичний пошук твітів за ключовими словами чи фразами, а також отримувати великі обсяги даних для подальшого аналізу. API забезпечує можливість підрахунку вподобань, кількості ретвітів, відповідей та цитованих твітів, що дозволяє оцінювати рівень залученості аудиторії.

Використання API TikTok дає змогу отримувати детальні дані щодо публікацій, хештегів, відео та залучення аудиторії, включаючи кількість підписок, коментарів і відповідей. API підтримує пошук контенту за ключовими словами та хештегами, а також дозволяє застосовувати фільтрацію за датою, текстовими параметрами та мовою.

Дані соціальних мереж є цінним джерелом для наукових досліджень у сфері поведінкової економіки, оскільки вони відображають реальні думки та емоційні реакції користувачів. Активна взаємодія у соціальних мережах генерує значний масив інформації, що дозволяє проводити аналіз контенту та моніторинг поведінкових патернів. Дослідження активності користувачів у соціальних мережах є актуальним для аналізу динаміки суспільних настроїв, виявлення інформаційних трендів та розробки прогнозних моделей у сфері економічних досліджень [9]. Окрім цього, аналіз соціальних мереж надає можливість ідентифікувати ключові тренди, що є корисним для бізнесу, маркетингу, соціологічних досліджень та політичного прогнозування, дозволяючи краще розуміти аудиторію та її очікування [10].

За допомогою запропонованої системи моніторингу соціальних мереж отримано велику репрезентативну базу даних. З Facebook зібрано 3 049 103 публікації, Instagram – 4 118 566 публікацій, з TikTok – 395 188 публікацій, з LinkedIn – 4 377 787 публікацій та з Twitter (X) – 4 357 764 публікацій. Отримані дані є об'єктивними та неупередженими. Дослідження в соціальних мережах дозволило отримати реакції, відгуки та коментарі користувачів.

Використання кількісного та якісного аналізу, визначення тональності контенту та дослідження інтеракцій користувачів у соціальних мережах дозволяє отримати більш детальне уявлення про їх мотивації, емоційні стани та думки. Це

є однією з основних переваг API-методів у порівнянні з традиційними опитувальними методиками, оскільки вони забезпечують доступ до великого обсягу актуальних і неупереджених даних.

Таким чином, застосування API є сучасним підходом до проведення досліджень у поведінковій економіці, що дозволяє в реальному часі аналізувати взаємодії користувачів, їх емоційні реакції та погляди. Запропонований алгоритм моніторингу дає змогу систематично збирати та опрацьовувати дані з різних соціальних мереж, що підвищує репрезентативність та достовірність отриманих результатів.

#### 2.4. Реалізація механізму моніторингу даних соціальних мереж в контексті поведінкової економіки віртуальних активів

У попередньому параграфі розроблений механізм моніторингу даних із соціальних мереж з метою ідентифікації метрик поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів. Реалізація механізму моніторингу у відповідності до концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок А, Етап III) передбачає проведення кількісного аналізу, контент-аналізу, аналізу комунікаційних патернів, аналізу настроїв, тематичного та лінгвістичного аналізу публікацій користувачів соціальних мереж [32].

Для збору даних з Facebook (табл. 2.1, Блок А, Етап III, Крок 1) використовувався метод `posts search` з механізму, описаного у попередньому параграфі. Здійснювався пошук останніх публікацій, популярних (топових) публікацій, а також публікацій, що містять конкретні хештеги. Також був отриманий доступ до історичних даних, що надало можливість аналізувати публікації у ретроспективі. Для цього використовувалися параметри `from_date` і `to_date`, які обмежують період, за який завантажуються публікації, дозволяючи здійснювати точний вибір часових рамок для збору даних. Вебверсія є аналогом

даних, які можна отримати через API. На рисунках 2.12 і 2.13 наведені приклади вебверсії, де відображено функціональні можливості, а також доступні фільтри та варіанти пошуку інформації за певними критеріями.

Рисунок 2.12 демонструє пошук публікацій за ключовими словами, де видно, як публікація на тему «bitcoin» відображається з доступними опціями перегляду та взаємодії з контентом. Рисунок 2.13 ілюструє результати пошуку за хештегом #bitcoin, що включає не тільки текстові дані, а й зображення та інші мультимедійні елементи, які роблять контент більш інформативним та привертають увагу користувача.

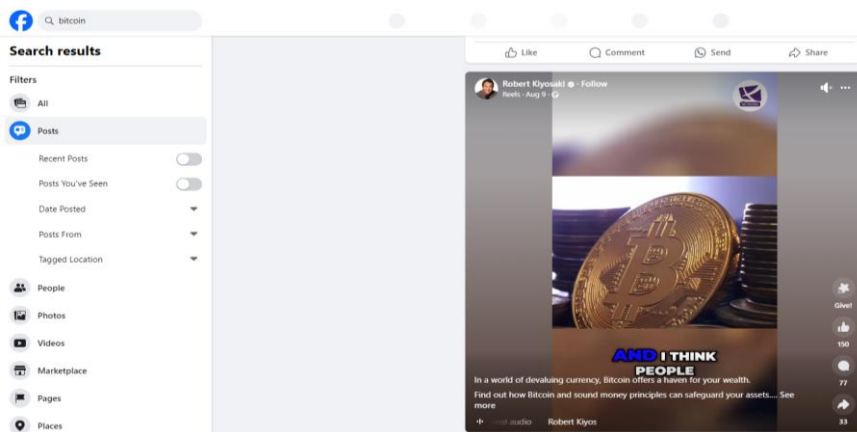


Рис. 2.12. Приклад пошуку та фільтрації публікацій по ключовому запиту на тему «bitcoin» у Facebook (розроблено автором)

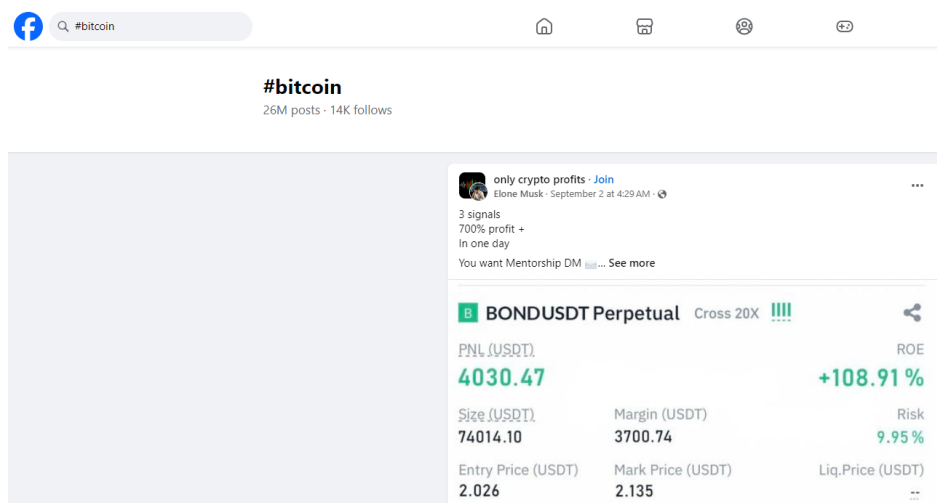
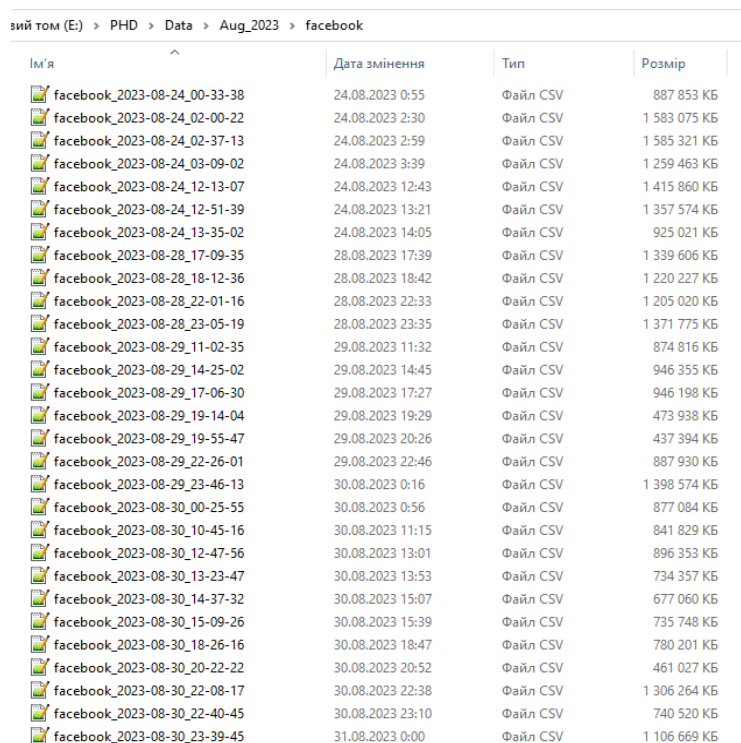


Рис. 2.13. Приклад пошуку публікацій по тегу «#bitcoin» у Facebook (розроблено автором)

Було отримано 3 049 103 публікації з Facebook, що дало можливість проаналізувати значний обсяг інформації (рис. 2.14).



Ім'я	Дата змінення	Тип	Розмір
facebook_2023-08-24_00-33-38	24.08.2023 0:55	Файл CSV	887 853 КБ
facebook_2023-08-24_02-00-22	24.08.2023 2:30	Файл CSV	1 583 075 КБ
facebook_2023-08-24_02-37-13	24.08.2023 2:59	Файл CSV	1 585 321 КБ
facebook_2023-08-24_03-09-02	24.08.2023 3:39	Файл CSV	1 259 463 КБ
facebook_2023-08-24_12-13-07	24.08.2023 12:43	Файл CSV	1 415 860 КБ
facebook_2023-08-24_12-51-39	24.08.2023 13:21	Файл CSV	1 357 574 КБ
facebook_2023-08-24_13-35-02	24.08.2023 14:05	Файл CSV	925 021 КБ
facebook_2023-08-28_17-09-35	28.08.2023 17:39	Файл CSV	1 339 606 КБ
facebook_2023-08-28_18-12-36	28.08.2023 18:42	Файл CSV	1 220 227 КБ
facebook_2023-08-28_22-01-16	28.08.2023 22:33	Файл CSV	1 205 020 КБ
facebook_2023-08-28_23-05-19	28.08.2023 23:35	Файл CSV	1 371 775 КБ
facebook_2023-08-29_11-02-35	29.08.2023 11:32	Файл CSV	874 816 КБ
facebook_2023-08-29_14-25-02	29.08.2023 14:45	Файл CSV	946 355 КБ
facebook_2023-08-29_17-06-30	29.08.2023 17:27	Файл CSV	946 198 КБ
facebook_2023-08-29_19-14-04	29.08.2023 19:29	Файл CSV	473 938 КБ
facebook_2023-08-29_19-55-47	29.08.2023 20:26	Файл CSV	437 394 КБ
facebook_2023-08-29_22-26-01	29.08.2023 22:46	Файл CSV	887 930 КБ
facebook_2023-08-29_23-46-13	30.08.2023 0:16	Файл CSV	1 398 574 КБ
facebook_2023-08-30_00-25-55	30.08.2023 0:56	Файл CSV	877 084 КБ
facebook_2023-08-30_10-45-16	30.08.2023 11:15	Файл CSV	841 829 КБ
facebook_2023-08-30_12-47-56	30.08.2023 13:01	Файл CSV	896 353 КБ
facebook_2023-08-30_13-23-47	30.08.2023 13:53	Файл CSV	734 357 КБ
facebook_2023-08-30_14-37-32	30.08.2023 15:07	Файл CSV	677 060 КБ
facebook_2023-08-30_15-09-26	30.08.2023 15:39	Файл CSV	735 748 КБ
facebook_2023-08-30_18-26-16	30.08.2023 18:47	Файл CSV	780 201 КБ
facebook_2023-08-30_20-22-22	30.08.2023 20:52	Файл CSV	461 027 КБ
facebook_2023-08-30_22-08-17	30.08.2023 22:38	Файл CSV	1 306 264 КБ
facebook_2023-08-30_22-40-45	30.08.2023 23:10	Файл CSV	740 520 КБ
facebook_2023-08-30_23-39-45	31.08.2023 0:00	Файл CSV	1 106 669 КБ

Рис. 2.14. Структура та обсяги файлів публікацій Facebook

*(розроблено автором)*

Варто зазначити, що дані з Facebook виявилися «важчими» порівняно з іншими соціальними мережами. Так, обсяг 3 млн публікацій з Facebook становить близько 30 гігабайт, тоді як аналогічний обсяг у Twitter – 4,3 млн публікацій – займає лише близько 2 гігабайт. Отже, контент у Facebook містить більше медіа-даних та структурних компонентів, що впливає на його розмір і складність обробки.

Підрахунок кількості рядків через термінал (рис. 2.15) був проведений для підтвердження точності завантаження даних. Це забезпечує відповідність кількості рядків з фактичним обсягом інформації, який буде оброблятися в коді.

Для обробки великого обсягу даних використана високо-продуктивна комп'ютерна система, оснащена процесором Intel Core i9-9900K, оперативною пам'яттю 32 ГБ та твердотілим накопичувачем NVMe об'ємом 960 ГБ. Така конфігурація дозволила забезпечити необхідну швидкість обробки та стабільність під час роботи з великими масивами інформації. На комп'ютерах з

меншою потужністю, з меншою кількістю оперативної пам'яті та повільнішими накопичувачами, обробка даних такого масштабу є неможливою через нестачу ресурсів та обмежену пропускну здатність системи.

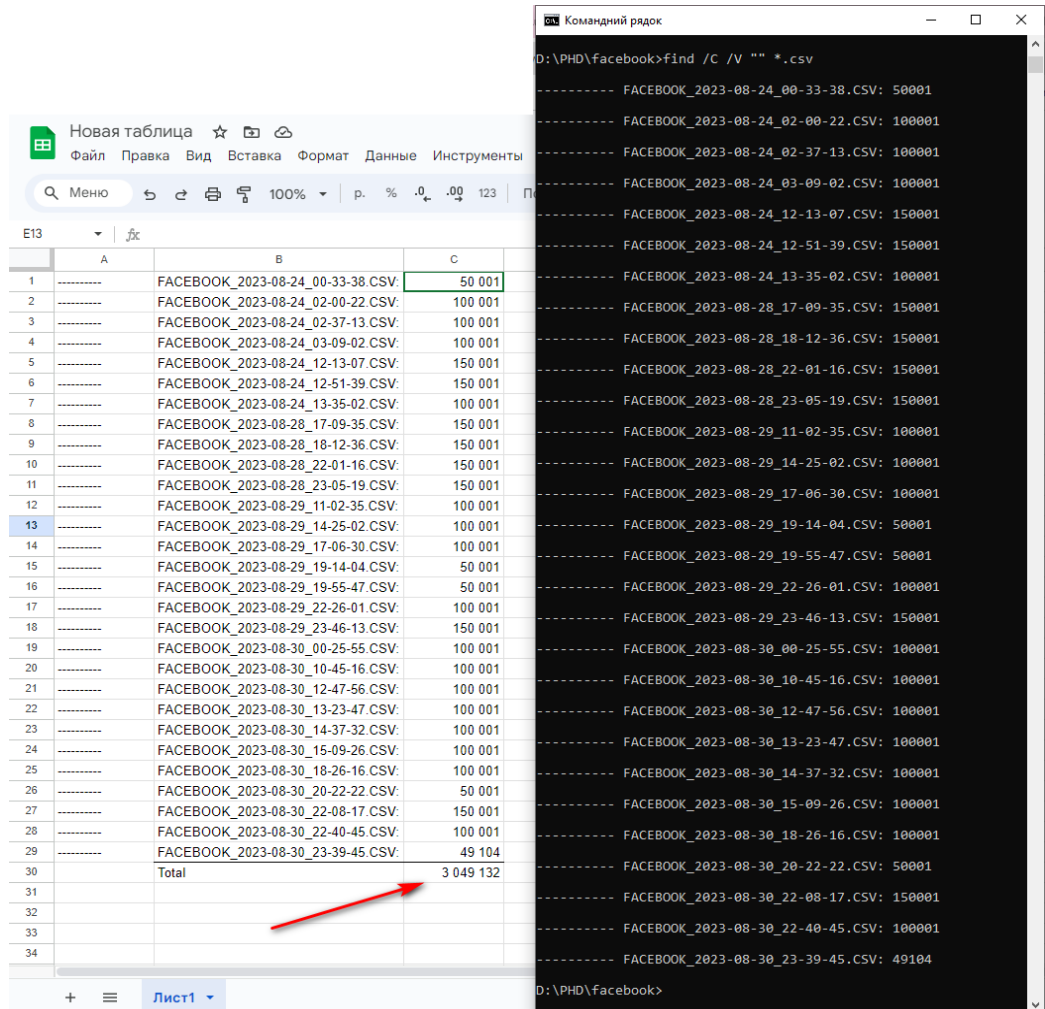


Рис. 2.15. Підрахунок кількості рядків у файлах Facebook через командний рядок (розроблено автором)

У рамках проведеного дослідження застосовано широкий спектр інструментів та бібліотек. Нижче наведено основні інструменти та бібліотеки, які забезпечили обробку, аналіз та візуалізацію даних. Visual Studio Code використано як середовище розробки для написання коду (Додаток В). Мова програмування Python – для реалізації скриптів, обробки даних та забезпечення інтеграції з іншими бібліотеками. Інтерактивне середовище Jupyter Notebook – для спрощення виконання коду, аналізу даних та документування процесу дослідження. Бібліотека Pandas – для роботи з табличними даними, модуль



Psycopg2 – для взаємодії з базами даних PostgreSQL. Бібліотека Scikit-learn – для реалізації алгоритмів машинного навчання та обробки даних, включаючи класифікацію, регресію та кластеризацію, бібліотека NLTK – для обробки природної мови, включаючи токенізацію, стемінг та інші операції з текстом. Matplotlib – для створення візуалізацій у вигляді графіків та діаграм. Модуль RegexpTokenizer дозволив реалізувати токенізацію тексту з використанням регулярних виразів. Модулі Collections та Enum – для роботи з колекціями даних, модуль Unicodedata забезпечував підтримку роботи зі спеціальними символами, а бібліотека Rymorphy2 – для морфологічного аналізу тексту.

У відповідності до концептуальної схеми дослідження переходимо до безпосередньої реалізації коду. У фрагменті коду використовуються бібліотека Pandas. Ініціалізується порожній список `all_data`, призначений для накопичення даних з кожного окремого CSV-файлу. Процес починається з перебору всіх файлів у зазначеній директорії, при цьому здійснюється перевірка на відповідність файлів формату «.csv». Виконання цієї умови формує повний шлях до файлу, після чого дані зчитуються за допомогою бібліотеки Pandas у форматі датафрейму `df` із використанням кодування UTF-8. Після успішного зчитування кожен з датафреймів додається до списку `all_data`, що містить дані з усіх файлів. На завершальному етапі відбувається об'єднання всіх датафреймів зі списку `all_data` у один загальний датафрейм `combined_df`, при цьому індекси ігноруються з метою створення єдиного інтегрованого набору даних для подальшого аналізу.

Код для обробки та об'єднання CSV-файлів (Додаток В) з використанням Pandas:

```
import pandas as pd
import os
# CSV-файли
folder_path = r'D:\PHD\facebook'
# Ініціалізуємо порожній список для зберігання даних
all_data = []
# Створюємо ітератор для зчитування файлів
for filename in os.listdir(folder_path):
    if filename.endswith('.csv'):
        file_path = os.path.join(folder_path, filename)
```

```
# Зчитуємо дані з CSV-файлу з вказаною кодуванням UTF-8
df = pd.read_csv(file_path, encoding='utf-8')
# Додаємо дані з файлу до списку
all_data.append(df)
# Об'єднуємо всі дані в один датафрейм
combined_df = pd.concat(all_data, ignore_index=True)
```

Перевірка, чи все було опрацьовано коректно:

```
# Виводимо загальну статистику про об'єднаний датафрейм
print(f'Кількість рядків: {combined_df.shape[0]}')
print(f'Кількість стовпців: {combined_df.shape[1]}')
# Виводимо загальну інформацію про датасет, таку як типи даних та наявність пропущених значень.
combined_df.info()
```

Даний код виконує обчислення загальної кількості рядків і стовпців у об'єднаному датафреймі та надає інформацію про типи даних і наявність пропущених значень. Це дозволяє оцінити структуру і обсяг даних, а також визначити необхідність додаткової обробки перед подальшим аналізом.

На рисунку 2.16. показано, що кількість рядків у зчитаному датасеті збігається з результатом, отриманим за допомогою командного рядка. Невелика різниця в 29 рядків пояснюється тим, що у командному рядку враховані заголовки стовпців для кожного з 29 файлів, тоді як у кодї на рисунку 2.16 враховуються виключно рядки з публікаціями.

Детальний опис кожної колонки у датафреймі, де дані представлені з постів на Facebook:

- id (int64): Унікальний ідентифікатор посту.
- created\_time (object): Дата та час створення посту.
- timestamp (float64): Відмітка часу посту у форматі float64.
- text (object): Текст посту.
- lang (object): Мова посту.
- tagged\_user\_text (object): Текст, який містить відомості про позначених користувачів.
- tags (object): Теги, які додані до посту.
- link (object): Посилання, яке додане до посту.
- link\_description (object): Опис посилання.
- reaction\_count (float64): Кількість реакцій на пост.
- comment\_count (float64): Кількість коментарів до посту.
- share\_count (float64): Кількість поділів посту.
- video\_view\_count (float64): Кількість переглядів відео.
- owner\_id (float64): Унікальний ідентифікатор власника посту.
- last\_update (float64): Відмітка часу останнього оновлення посту.

- `attached_media_preview_content` (object): Зміст прикріпленого медіа (попередній перегляд).
- `image_content` (object): Зміст зображення в пості.
- `reaction_like_count` (float64): Кількість реакцій "Подобається".
- `reaction_love_count` (float64): Кількість реакцій "Любов".
- `reaction_haha_count` (float64): Кількість реакцій "Сміх".
- `reaction_wow_count` (float64): Кількість реакцій "Вражаюче".
- `reaction_sad_count` (float64): Кількість реакцій "Сумно".
- `reaction_angry_count` (float64): Кількість реакцій "Обурено".
- `reaction_support_count` (float64): Кількість реакцій "Підтримую".
- `group_id` (float64): Унікальний ідентифікатор групи (якщо пост в групі).
- `owner_wall_type` (object): Тип стіни власника посту (наприклад, "сторінка" або "група").
- `video_duration` (float64): Тривалість відео (якщо пост містить відео).
- `overlay_warning` (object): Попередження про перекриття (якщо є).
- `fact_checks` (object): Перевірка фактів, пов'язаних з постом (якщо є).

```

Facebook.ipynb • 
Data processing > Facebook.ipynb > ...
+ Code + Markdown | ▶ Run All ⏪ Restart | Execute Group 1
C:\Users\admin\AppData\Local\Temp\ipykernel_25628\11
df = pd.read_csv(file_path, encoding='utf-8')
Кількість рядків: 3049103
Кількість стовпців: 29
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 3049103 entries, 0 to 3049102
Data columns (total 29 columns):
#   Column                                Dtype
---  -
0   id                                     int64
1   created_time                          object
2   timestamp                             float64
3   text                                   object
4   lang                                   object
5   tagged_user_text                      object
6   tags                                   object
7   link                                   object
8   link_description                      object
9   reaction_count                        float64
10  comment_count                         float64
11  share_count                           float64
12  video_view_count                      float64
13  owner_id                              float64
14  last_update                           float64
15  attached_media_preview_content        object
16  image_content                         object
17  reaction_like_count                   float64
18  reaction_love_count                   float64
19  reaction_haha_count                   float64
20  reaction_wow_count                    float64
21  reaction_sad_count                    float64
22  reaction_angry_count                  float64
23  reaction_support_count                float64
24  group_id                              float64
25  owner_wall_type                       object
26  video_duration                        float64
27  overlay_warning                       object
28  fact_checks                           object
dtypes: float64(16), int64(1), object(12)
memory usage: 674.6+ MB

```

Рис. 2.16. Інформація про структуру об'єднаного датафрейму  
(розроблено автором)

Отримані дані надають інформацію про пости на Facebook, їх властивості та взаємодію з користувачами. Виведена статистика про те, скільки даних в

кожному стовпці заповнено і скільки є порожніх значень. Приклад коду, який виводить кількість порожніх та непорожніх значень у кожному стовпці та відсоткове співвідношення:

```
# Підрахувати кількість порожніх значень у кожному стовпці
missing_data = combined_df.isna().sum()
# Підрахувати кількість непорожніх значень у кожному стовпці
non_missing_data = combined_df.notna().sum()
# Створити новий датафрейм для збереження результатів
data_info = pd.DataFrame({
    'Кількість порожніх значень': missing_data,
    'Кількість непорожніх значень': non_missing_data,
    'Відсоток порожніх значень': (missing_data / len(combined_df)) * 100
})
# Вивести статистику
data_info
```

Аналіз отриманої статистики дозволяє виявити стовпці з найбільшою кількістю відсутніх значень, що є важливим при підготовці даних до подальшого моделювання або аналізу [9, 10]. Стовпці з високим відсотком пропусків будуть вилучені з моделі або ж їх значення будуть замінені на основі відповідних стратегій заповнення (табл. 2.2). Згідно з отриманими даними у таблиці 2.2, можна зробити наступні висновки. Дані є достатньо насиченими. Стовпці `tagged_user_text` та `tags`, де відсоток порожніх значень становить 68,3% та 39,5% відповідно, говорять про те, що приблизно в кожному третьому пості по темі «криптовалюта» користувачі відмічають конкретну сторінку, та що в більшості постів по цій темі стоять теги. Коли відмічають конкретного юзера, то це означає, що хочуть привернути його увагу до публікації. Аналогічно і зі звичайними тегами, повідомлення з тегами усередині легше знайти та поширити у соціальній мережі. Низький відсоток заповненого поля `video_view_count` – 91,9% пропущених даних свідчить про те, що більшість постів по обраній темі не є відеороликами та не містять їх, хоча 8% відеопостів не є маленьким відсотком і це можна буде дослідити окремо. Відсоток пропущених значень `attached_media_preview_content` 66,4% також є очікуваним і означає, що 2/3 від усіх публікацій не містять фото чи відеоконтенту. `Group_id` заповнюється лише для тих публікацій, автором яких є група. Відсоток пропущених значень

становить 92,4%, тобто переважна більшість публікацій з датасету створені саме юзерами. Це вказує на неупередженість результатів. Video\_duration, overlay\_warning, fact\_checks майже завжди є порожніми для усього датасету, тому їх не враховано у подальшому. Отриманий датасет є повним для проведення якісного дослідження, його структура дозволяє здійснювати детальний аналіз взаємодії користувачів із контентом, що стосується теми віртуальних активів.

Таблиця 2.2

### Статистика заповненості даних у датафреймі з публікацій Facebook

Назва стовця	Кількість порожніх значень	Кількість непорожніх значень	Відсоток порожніх значень
id	0	3 049 103	0,00%
created_time	870	3 048 233	0,03%
timestamp	870	3 048 233	0,03%
text	0	3 049 103	0,00%
lang	77 913	2 971 190	2,56%
tagged_user_text	2 081 644	967 459	68,27%
tags	1 203 415	1 845 688	39,47%
link	0	3 049 103	0,00%
link_description	0	3 049 103	0,00%
reaction_count	92 924	2 956 179	3,05%
comment_count	187 534	2 861 569	6,15%
share_count	132 667	2 916 436	4,35%
video_view_count	2 802 922	246 181	91,93%
owner_id	27 208	3 021 895	0,89%
last_update	252 878	2 796 225	8,29%
attached_media_preview_content	2 024 302	1 024 801	66,39%
image_content	0	3 049 103	0,00%
reaction_like_count	106 881	2 942 222	3,51%
reaction_love_count	106 881	2 942 222	3,51%
reaction_haha_count	106 881	2 942 222	3,51%
reaction_wow_count	106 881	2 942 222	3,51%
reaction_sad_count	106 881	2 942 222	3,51%
reaction_angry_count	106 881	2 942 222	3,51%
reaction_support_count	238 460	2 810 643	7,82%
group_id	2 818 497	230 606	92,44%
owner_wall_type	386 926	2 662 177	12,69%
video_duration	3 048 715	388	99,99%
overlay_warning	3 049 070	33	100,00%
fact_checks	3 049 072	31	100,00%

*Розроблено автором*

На рис. 2.17 і 2.18 відображено річну та місячну динаміку кількості публікацій. Обидва графіки свідчать про стабільно зростаючий інтерес користувачів до теми криптовалют. Деталізація на графіку 2.19 дозволяє побачити сезонні коливання, які спричинені подіями на ринку криптовалют.

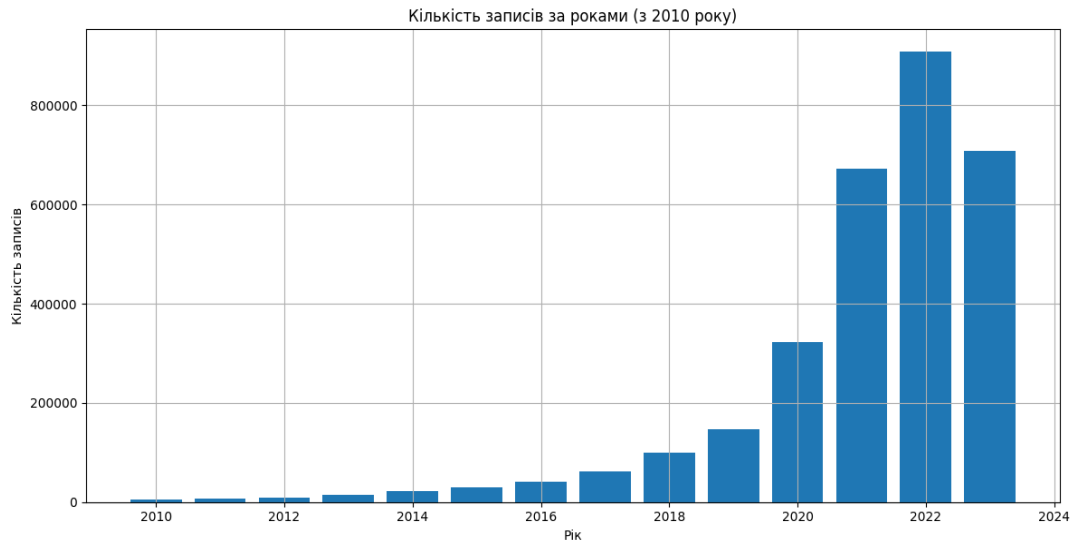


Рис. 2.17. Динаміка кількості публікацій у Facebook за роками (з 2010 року)  
(розроблено автором)



Рис. 2.18. Динаміка кількості записів на Facebook за місяцями з 2020 року  
(розроблено автором)

На рисунку 2.19 – інформацію про топ-30 постів, які отримали найбільшу кількість реакцій за ключовим словом «bitcoin». Третина з цих публікацій представлена українською мовою. Вміст постів відповідає таким основним темам: технології та криптовалюти, особисті роздуми та мотиваційні цитати, соціальні та політичні теми, інформаційні пости про інвестиції та економіку, мемний контент та жарти, звернення до аудиторії та заклики до дій.

	created_time	text	lang	reaction	comment	share	video_view	reaction_like	reaction_love	reaction_haha	reaction_wow
0	2014-12-29 22:18:32	LOL! Ever wonder how to easily buy and sell #B...	en	352662	22976	806879	0	350164	233	2193	54
1	2017-12-24 06:17:40	There's more to cryptocurrency trading and pro...	en	349079	468	603	0	347842	892	167	142
2	2020-06-24 18:31:52	Pause: technology, any technology, is just a t...	en	280046	1029	437	0	278852	947	38	105
3	2023-04-06 15:46:50	Рак – ці три літери стали для Дані найтяжчим у...	uk	234560	45247	6841	926423	156297	5391	101	210
4	2021-12-06 14:39:05	That was tough my boy you earned that detentio...	en	221998	101	6053	791200	221997	0	1	0
5	2014-09-20 17:55:05	OMG THIS IS SO FUNNY!!!! 😂😂😂😂😂 Ever wonder ho...	en	214868	121202	215840	28916213	213570	214	1062	14
6	2023-04-28 23:26:11	We all had that moment where the dream to be '...	en	199454	779	4787	1690286	178183	17960	37	253
7	2021-12-03 18:00:24	My friend who has been hodling #Bitcoin for 5 ...	en	189144	1382	7591	20687053	87746	4596	94226	1363
8	2017-12-21 15:33:22	Giracoin goes Quantum Fork Start December 201...	en	186283	60	34	0	185969	223	24	56
9	2023-05-19 10:06:59	Допоможіть маленькому сонечку, нашому Даніці...	uk	176245	43277	7271	1014222	96315	6269	71	249
10	2021-01-28 08:44:23	W/ @ibrahimaibee @investorboss @queencyrugort...	en	170884	1370	1591	5133449	138610	2258	29242	286

Рис. 2.19. Топ публікацій на Facebook з найбільшою кількістю реакцій за ключовим словом «bitcoin» (розроблено автором)

На рисунку 2.20 – розподіл записів за мовами у вибірці постів на тему «bitcoin». Найбільші частки займають англійські публікації (1 400 000 записів), німецькі (620 000 записів), російські (156 000 записів). Українська мова також входить до списку з понад 59 000 записів, що вказує на інтерес до теми криптовалют серед україномовної аудиторії.

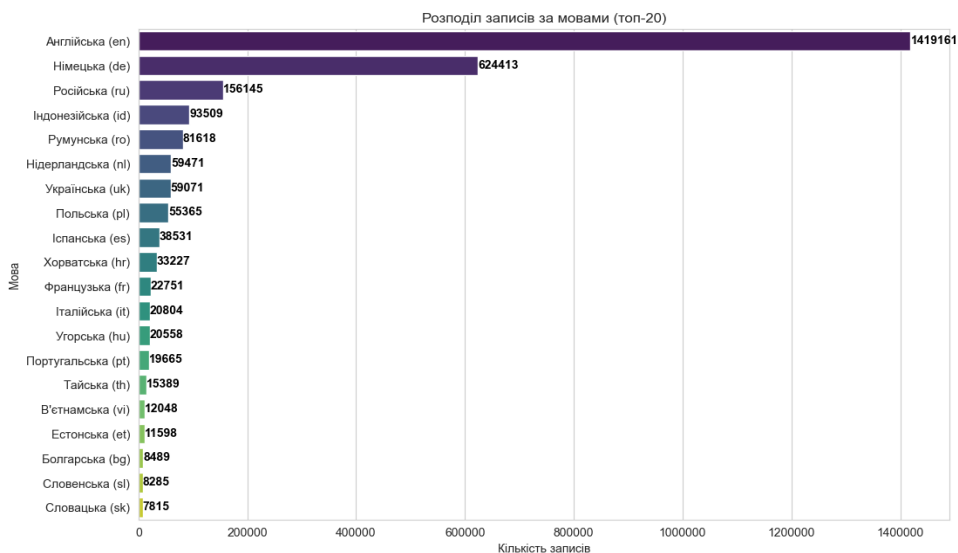


Рис. 2.20. Розподіл записів за мовами (топ-20) (розроблено автором)

На рисунку 2.21 – стовпчаста діаграма для розподілу кількості записів за роками і місяцями, з січня 2021 по серпень 2023 року.

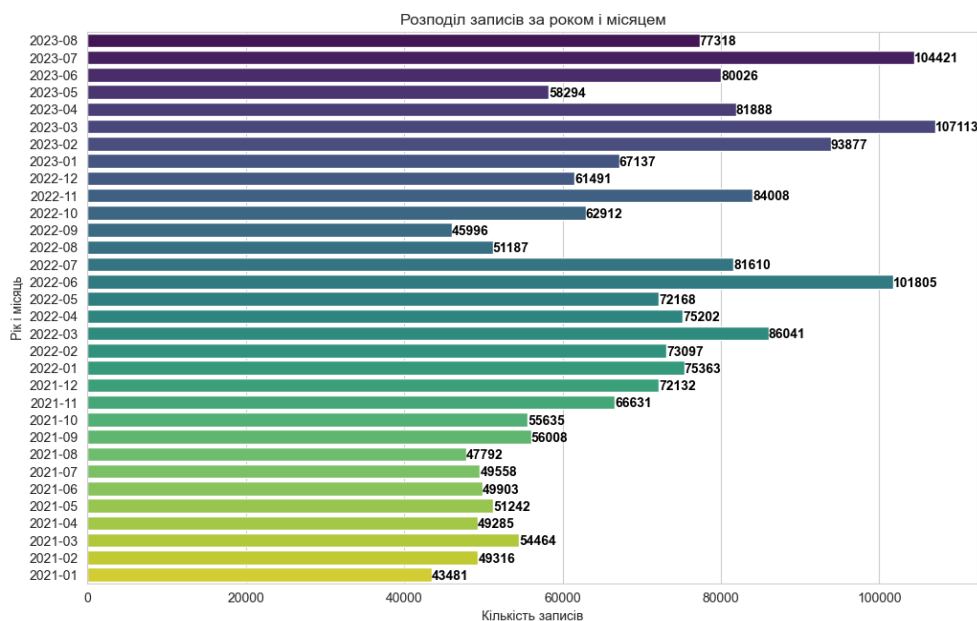


Рис. 2.21. Динаміка публікацій на тему криптовалют у Facebook  
(розроблено автором)

Найвища активність спостерігається у квітні 2023 року, де кількість записів сягнула понад 107 тисяч. Пік активності також помітний у серпні 2022 року з 101 тисячею записів. Інші місяці, а саме червень 2022 та січень 2023 року, демонструють високі обсяги публікацій, що вказує на наявність сезонності.

На рисунку 2.22 – активність користувачів у Facebook за кількістю публікацій на тему «bitcoin» серед топ-20 найбільш активних сторінок. Лідером за кількістю публікацій є Binance, з більш ніж 6000 публікаціями, за якими йдуть сторінки «Speranta pentru Romania» та «TerEngels Generations e.V.».

На рисунку 2.23 представлені найпоширеніші емодзі у публікаціях на тему «bitcoin». Деякі з них, такі як «вказівний палець праворуч» і «вогонь», мають широке символічне використання, яке підкреслює популярні моменти у публікаціях. Інші, такі як «супутник» та «монети», прямо асоціюються з темами технологій та фінансів, що відповідає контексту криптовалюти. Емодзі допомагають візуально підкреслити певні аспекти публікацій, що робить їх більш виразними для аудиторії.



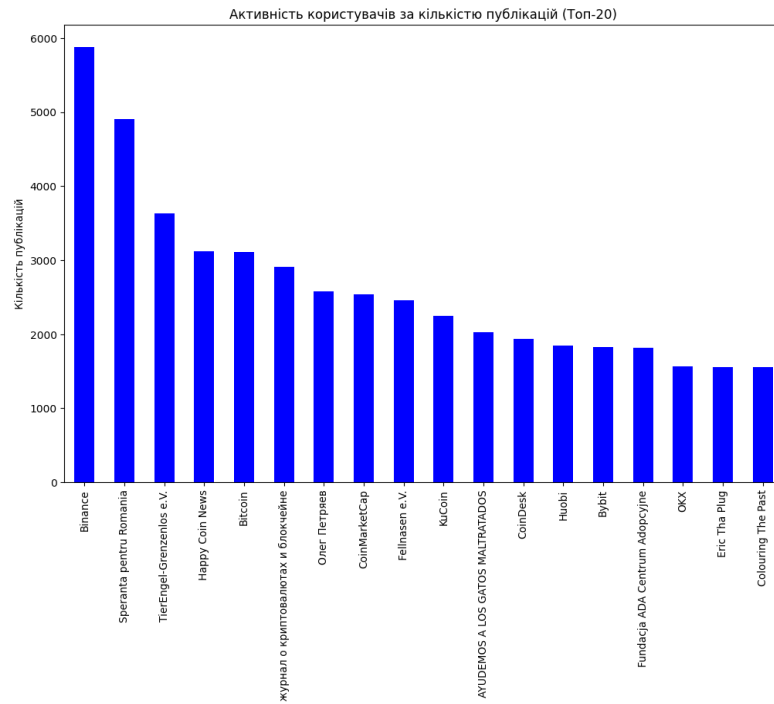


Рис. 2.22. Активність користувачів за кількістю публікацій (Топ-20)  
(розроблено автором)

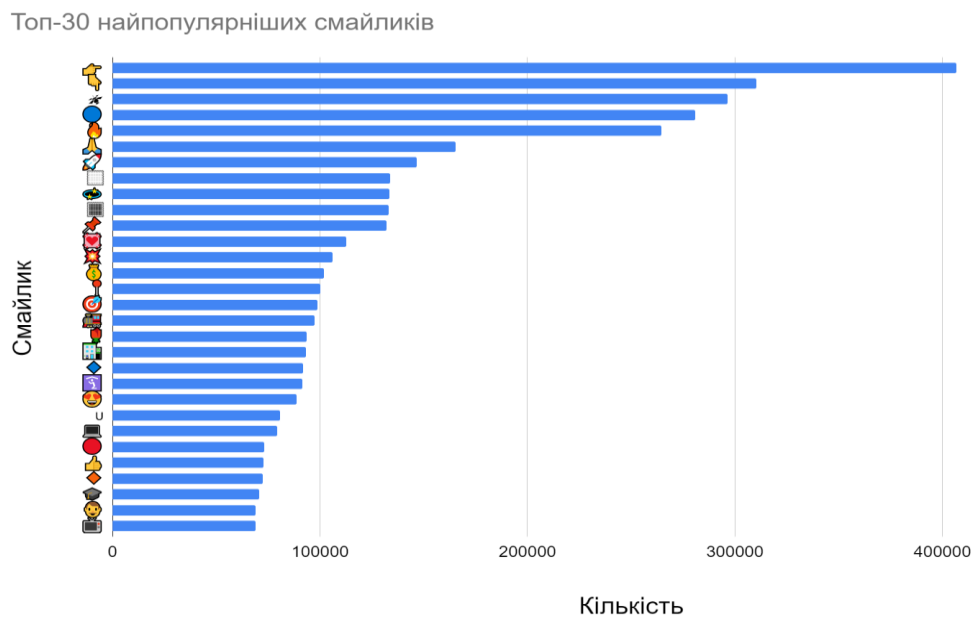


Рис. 2.23. Топ-30 найпопулярніших смайликів у публікаціях на тему  
криптовалют (розроблено автором)

Емодзі типу «ракета» і «зірка» вказують на оптимізм, потенційний підйом або успіху біткоїну чи інших активів. Емодзі «графік зростання» – на підвищення

вартості активу, «вказівний палець вниз» – на деталі чи додаткову інформацію в тексті публікації. Загалом, вибір емодзі відображає характер обговорення, створюючи емоційно насичену атмосферу для спільноти, яка обмінюється думками, новинами та інвестиційними прогнозами.

Тепер перейдемо до аналізу наступних параметрів. Стовець «tagged\_user\_text» включає згадки або теги користувачів (рис. 2.24). Він надає можливості для визначення популярних тегів, виявлення згадок та ідентифікації взаємодії між користувачами. Аналіз стовпця дозволяє здійснювати пошук користувачів, збирати статистику особистих та спільних згадок користувачів. Значна кількість постів з відміченими користувачами (915 535) свідчить про високий рівень зацікавленості користувачів. Відмічання інших користувачів є привертанням уваги та залученням інших до обговорення чи поширення інформації про новини на ринку віртуальних активів. Значна частка постів без відмічених користувачів (1 983 568) вказує на те, що публікації не орієнтовані на конкретну аудиторію, а мають інформативний або аналітичний характер. Аналіз взаємодії (реакції, коментарі, репости) вказує на ставлення користувачів до віртуальних активів. Варто зазначити, що дані аналізу дозволяють ідентифікувати ключових впливових осіб і оцінити роль лідерів думок у популяризації біткоїну та інших віртуальних активів.

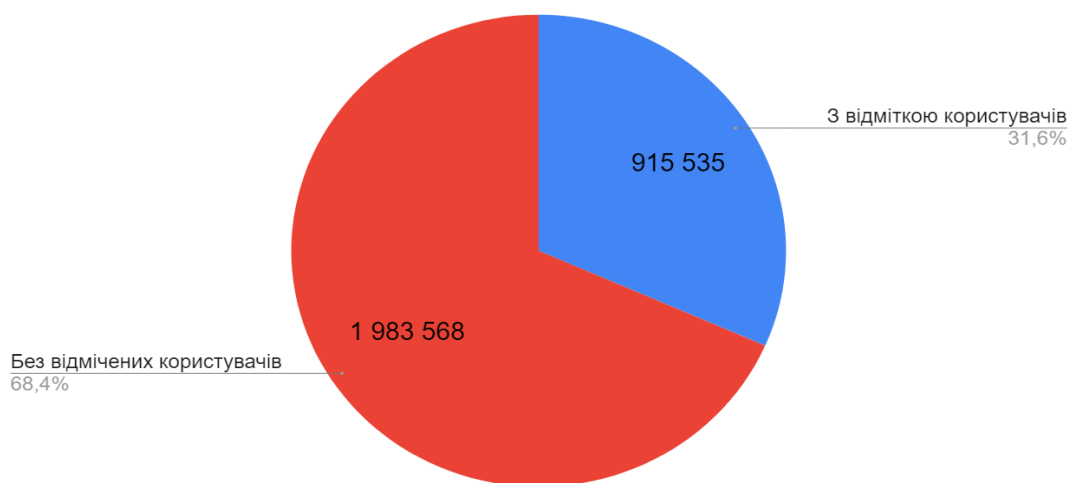


Рис. 2.24. Розподіл постів за наявністю відмічених користувачів

(розроблено автором)

Аналіз стовпця «tags» у датасеті: кількість постів з тегами (1 767 706) є значно більшою, ніж без тегів (1 131 397), що свідчить про активне використання тегів серед авторів постів на тему криптовалют. Присутність тегів вказує на прагнення авторів додатково позначити контент, забезпечуючи йому релевантний контекст або тематику. Наявність тегів підвищує видимість постів у соціальних мережах та сприяє їх поширенню серед зацікавленої аудиторії. Аналіз 30 найпопулярніших тегів наведено на рисунку 2.25. Інтерес до тегів «cryptocurrency», «bitcoin», «crypto», «blockchain», та «ethereum», вказує на загальний інтерес до блокчейн-технологій, які лежать в основі віртуальних активів. Фінансовий інтерес користувачів відображається в популярності тегів, пов'язаних з економічними аспектами, таких як «money», «forex», «investment», та «finance», – вказує на залученість аудиторії до інвестування.

Популярність тегів, що стосуються NFT та метавсесвіту («nft», «nftart», «nftcommunity», «metaverse»), демонструє зацікавленість користувачів віртуальними активами. Поява тегів «trading» та «cryptotrading», вказує на обговорення торгівлі криптовалютами. Варто звернути увагу на присутність тегів на різних мовах, що підкреслює міжнародний характер обговорень.

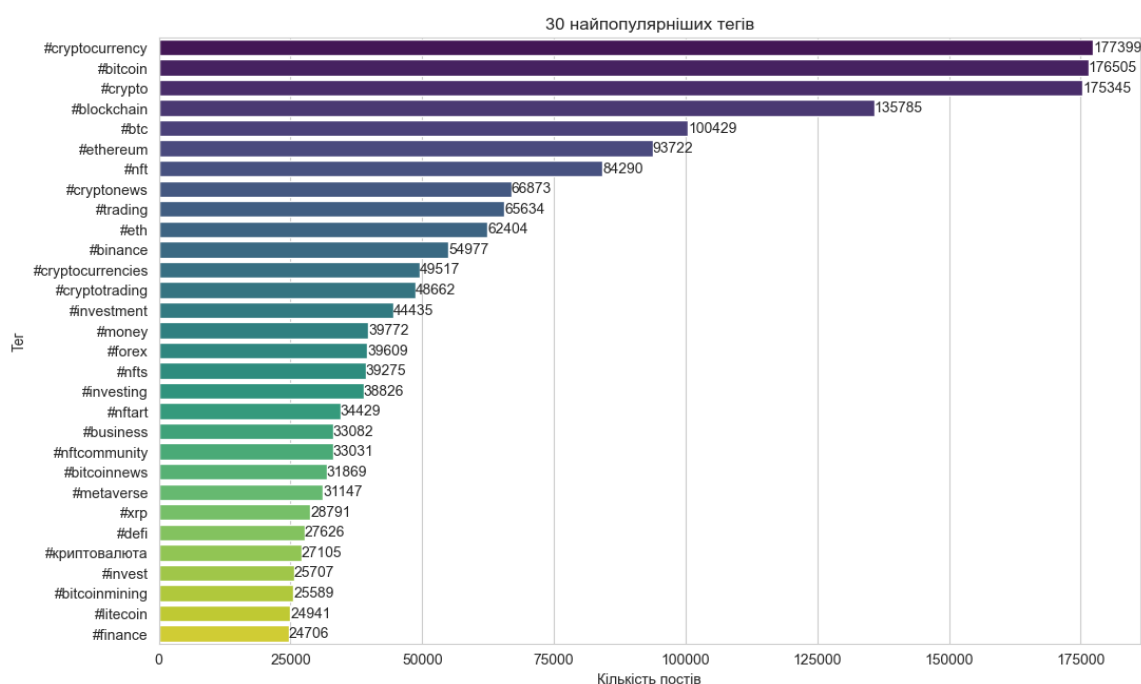


Рис. 2.25. Топ-30 найпопулярніших тегів у постах на тему криптовалют  
(розроблено автором)

На рисунку 2.26 – аналіз тегів в україномовних постах, який підтверджує інтерес українських користувачів до теми віртуальних активів і підкреслює актуальність місцевих подій та обговорення української тематики в контексті криптовалюти (табл. 2.1, Блок А, Етап III, Крок 2). Користувачі пов'язують загальнодержавні події з фінансовою стабільністю та інвестиційними перспективами.

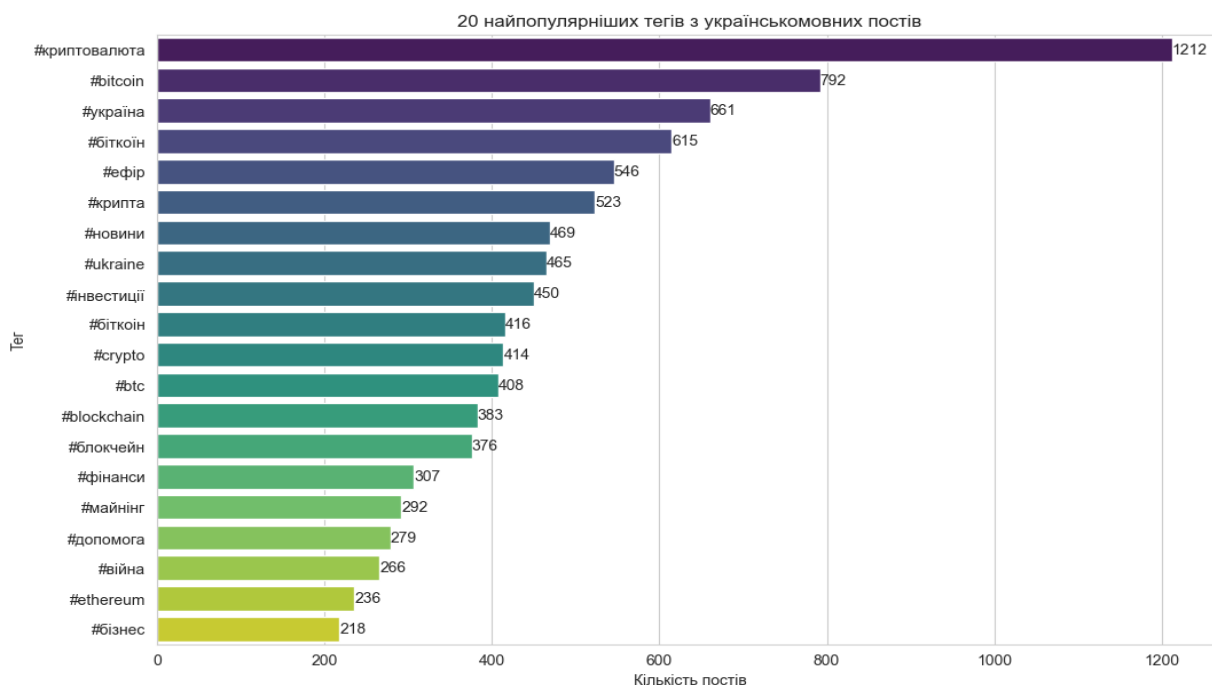


Рис. 2.26. Топ-20 найпопулярніших тегів в україномовних постах

*(розроблено автором)*

Крім того, присутність тегів, що відображають соціальні питання, наприклад «війна», вказує на комплексне сприйняття криптовалют у контексті суспільно-політичних змін.

Аналіз стовпців «link» та «link\_description» дозволяє виявити вплив інформаційних ресурсів на поведінку користувачів і надає можливість побачити структуру та зміст постів, які стосуються віртуальних активів. Загальна кількість записів у датасеті становить 2 899 103, і кожен запис містить значення у зазначених стовпцях, що свідчить про активне використання гіперпосилань у контенті. Наявність посилань та їхніх описів у всіх записах свідчить про прагнення авторів надати додаткову інформацію або посилатися на зовнішні ресурси.

Аналіз доменів (рис. 2.27) демонструє використання зовнішніх ресурсів для надання додаткової інформації або підтримки контексту публікацій. Серед найбільш популярних – платформи скорочення посилань, такі як bit.ly, а також t.me та wa.me, які асоціюються з месенджерами Telegram та WhatsApp.

"35 найпопулярніших доменів"

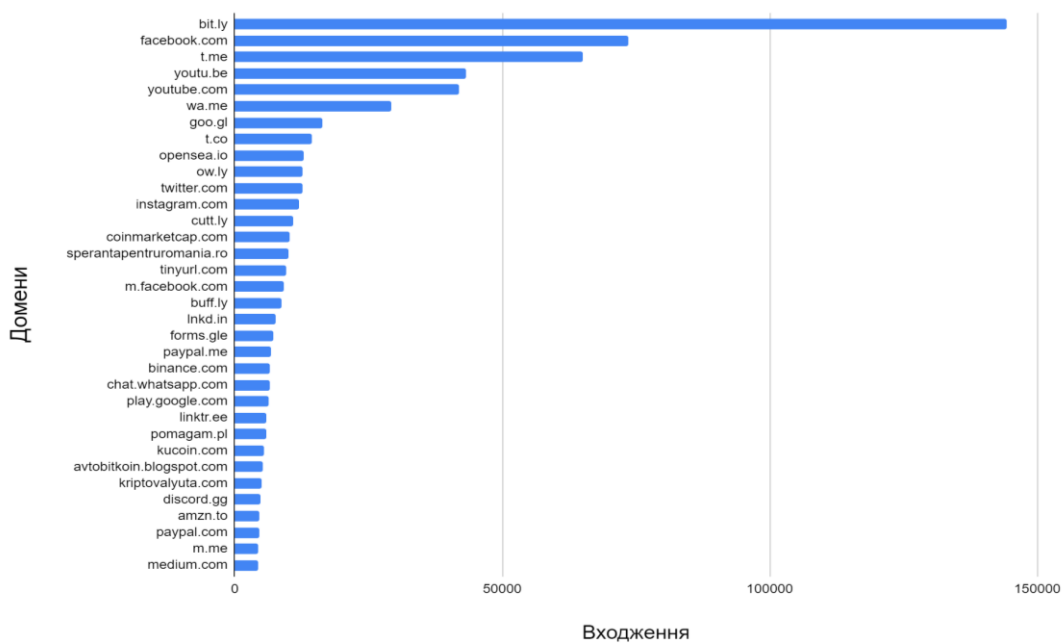


Рис. 2.27. Найпопулярніші посилання на сторонні сервіси (розроблено автором)

Окремо слід зазначити, що соціальні мережі, такі як facebook.com, youtube.com, та instagram.com, також знаходяться серед популярних доменів. Це вказує на зв'язок контенту з іншими платформами та підтримку інтеграції між соціальними медіа. Використання таких сайтів, як coinmarketcap.com та binance.com, свідчить про інтерес до цінкових даних та торгових платформ для віртуальних активів. Отже, розподіл популярних доменів надає уявлення про основні джерела інформації та взаємодію користувачів у сфері криптовалют, що підкреслює роль зовнішніх ресурсів для отримання додаткових даних, підтримки обговорень і формування думок серед користувачів у соціальних мережах.

На рисунку 2.28 – розподіл кількості посилань за категоріями доменів. Найбільшу кількість входжень мають сервіси для скорочення посилань, соціальні мережі і месенджери. Інші категорії включають відеоплатформи, фінансові/криптовалютні сервіси та інші ресурси.

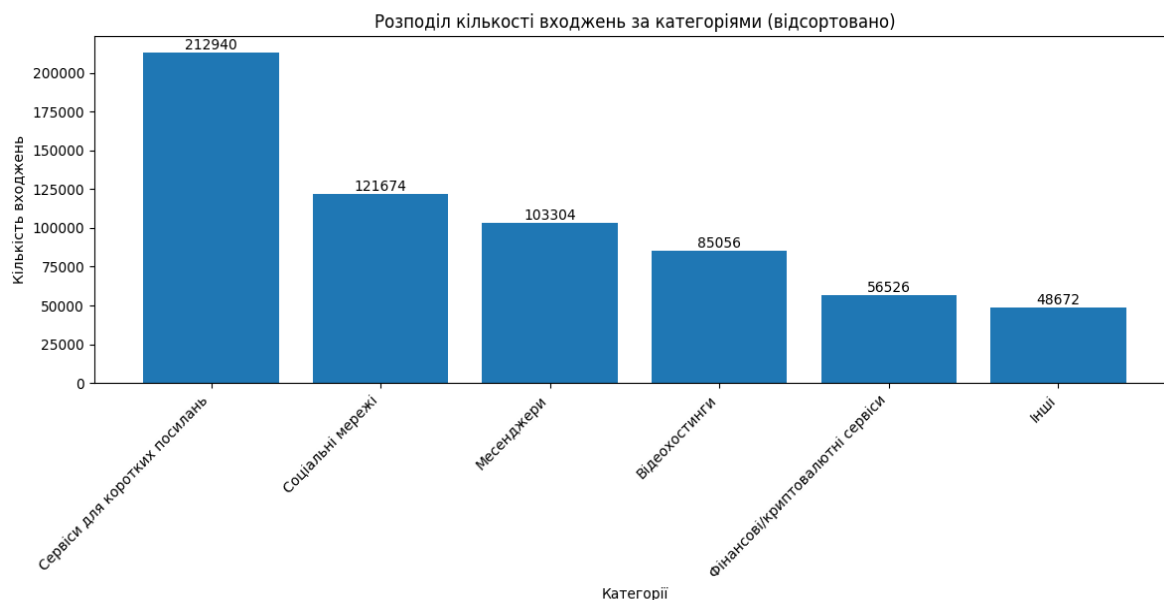


Рис. 2.28. Розподіл кількості посилань за категоріями (розроблено автором)

На основі аналізу популярних доменів (рис. 2.29) визначено основні групи:

- група «соціальні мережі». Домен Facebook має найбільшу кількість входжень, що вказує на його важливість як платформи для обговорення та поширення матеріалів, пов'язаних з віртуальними активами;
- група «сервіси для коротких посилань». Bit.ly, Goo.gl та інші подібні сервіси дозволяють користувачам зручно поширювати посилання, скорочуючи довгі URL-адреси;
- група «відеохостинги». YouTube займає провідну позицію, що вказує на популярність відеоконтенту на тему віртуальних активів;
- група «фінансові/криптовалютні сервіси». Доменні імена, такі як CoinMarketCap, Binance, та PayPal, є важливими ресурсами для користувачів, зацікавлених у криптовалютних транзакціях та фінансових операціях;
- група «месенджери». Telegram, WhatsApp, та Discord є популярними платформами для обговорення криптовалют, що свідчить про потребу в приватних і захищених каналах для обміну інформацією;
- група «інші веб-сайти». До цієї групи входять різні сайти, що надають додаткові матеріали на тему криптовалют, такі як Medium та SperantaPentruRomania, що вказує на різноманітність джерел інформації.

Отже, різні групи доменів виконують унікальні функції, підтримуючи як інформаційний, так і комунікаційний аспект у сфері поведінкової економіки віртуальних активів.

Розподіл кількості входжень за сайтами (кожна група окремо)

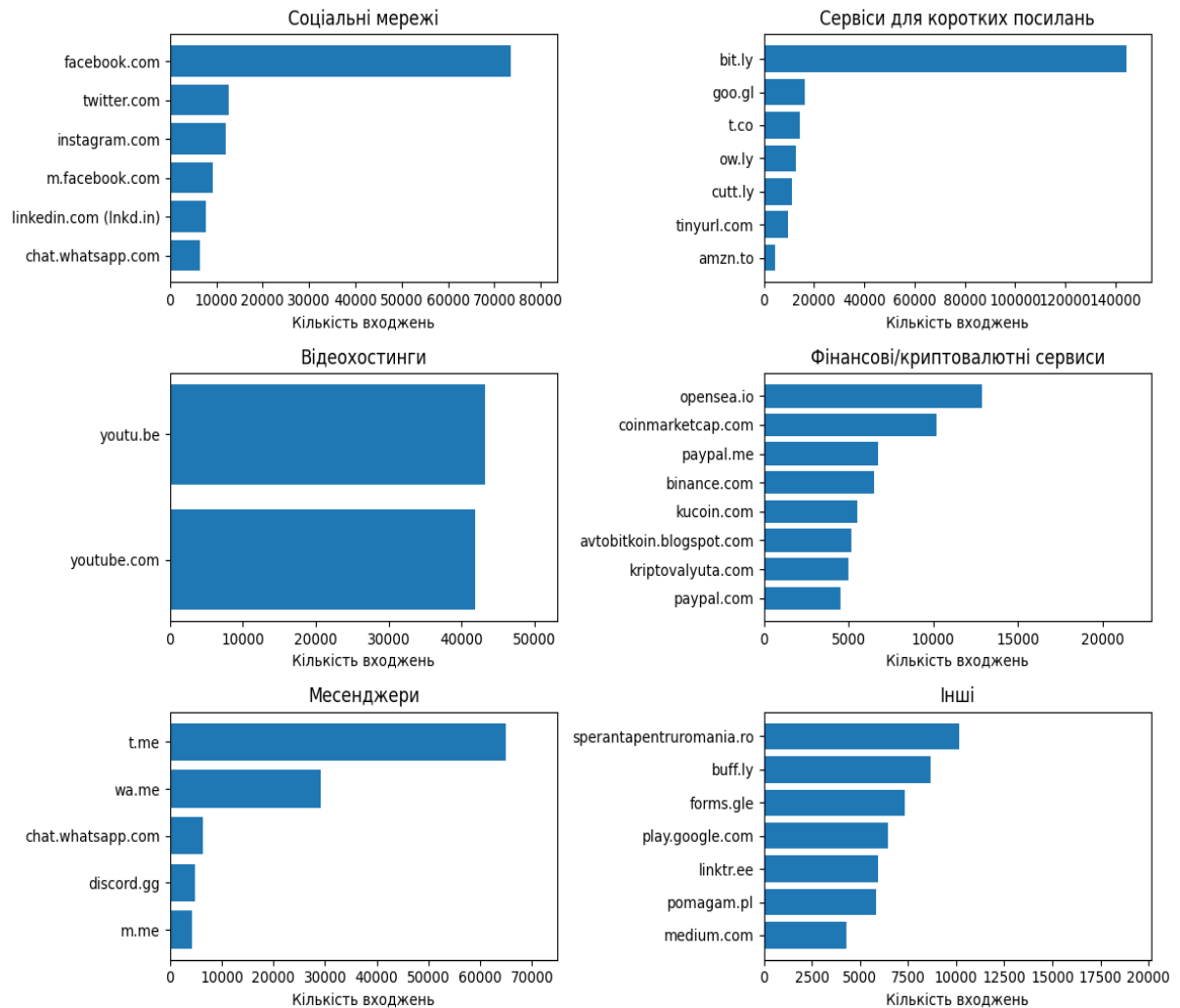


Рис. 2.29. Розподіл кількості входжень за сайтами (кожна група окремо)

(розроблено автором)

Розподіл публікацій за типами користувачів (рис. 2.30): кількість публікацій від індивідуальних користувачів типу «user» є більшою, становить 54,5% від загальної кількості. Це вказує на активну участь приватних користувачів у поширенні інформації про віртуальні активи. Компанії, бренди або тематичні сторінки активно залучені у просування контенту на тему криптовалют (частка від сторінок типу «page» – 45,5%).

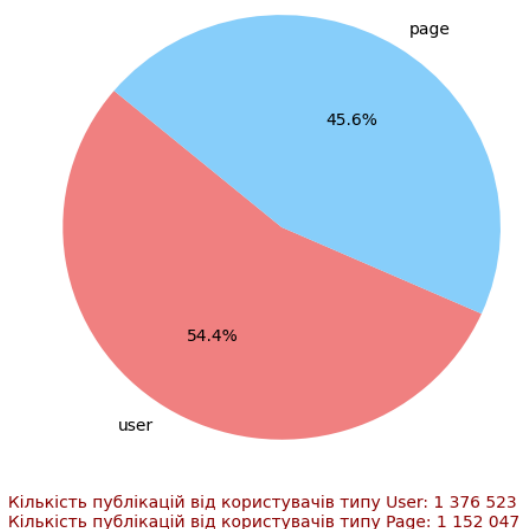


Рис. 2.30. Розподіл публікацій за типами користувачів "user" і "page"  
(розроблено автором)

Перейдемо до аналізу стовпця «attached\_media\_preview\_content». Згідно з графіком, зображеним на рисунку 2.31, найбільшу кількість входжень мають категорії «люди» (516 583) та «зовнішність» (487 842).

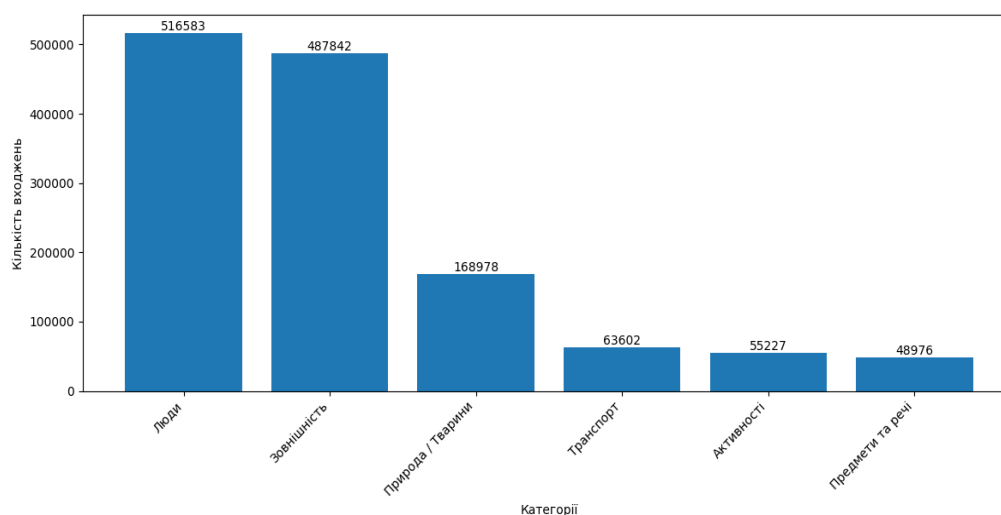


Рис. 2.31. Графік розподілу тематичного медіа-контенту (розроблено автором)

Категорія «природа і тварини» також має значну кількість входжень (168 978). Такі дані вказують на важливість використання зображень людей, природи, тварин, для створення асоціацій з метою зміцнення довіри до віртуальних активів, а інші категорії, такі як «транспорт», «активності» та



«предмети та речі», мають меншу кількість входжень, що свідчить про їх менше значення для візуалізації.

На рисунку 2.32 – розподіл тематичного медіа-контенту. Категорії, що зображують людей «1 person» та «people standing» є популярним медіа-контентом через високу емоційну залученість аудиторії до таких зображень. Категорії «outdoors» та «indoor» – інтерес користувачів до зображень з оточуючим середовищем. Зображення, пов'язані з природою та тваринами «dog», «tree» і «nature» – вказують на позитивне ставлення аудиторії до природи і тваринного світу. Інші категорії є менш популярними, оскільки мають меншу кількість згадок.

Графік розподілу тематичного медіа-контенту (кожна група окремо)

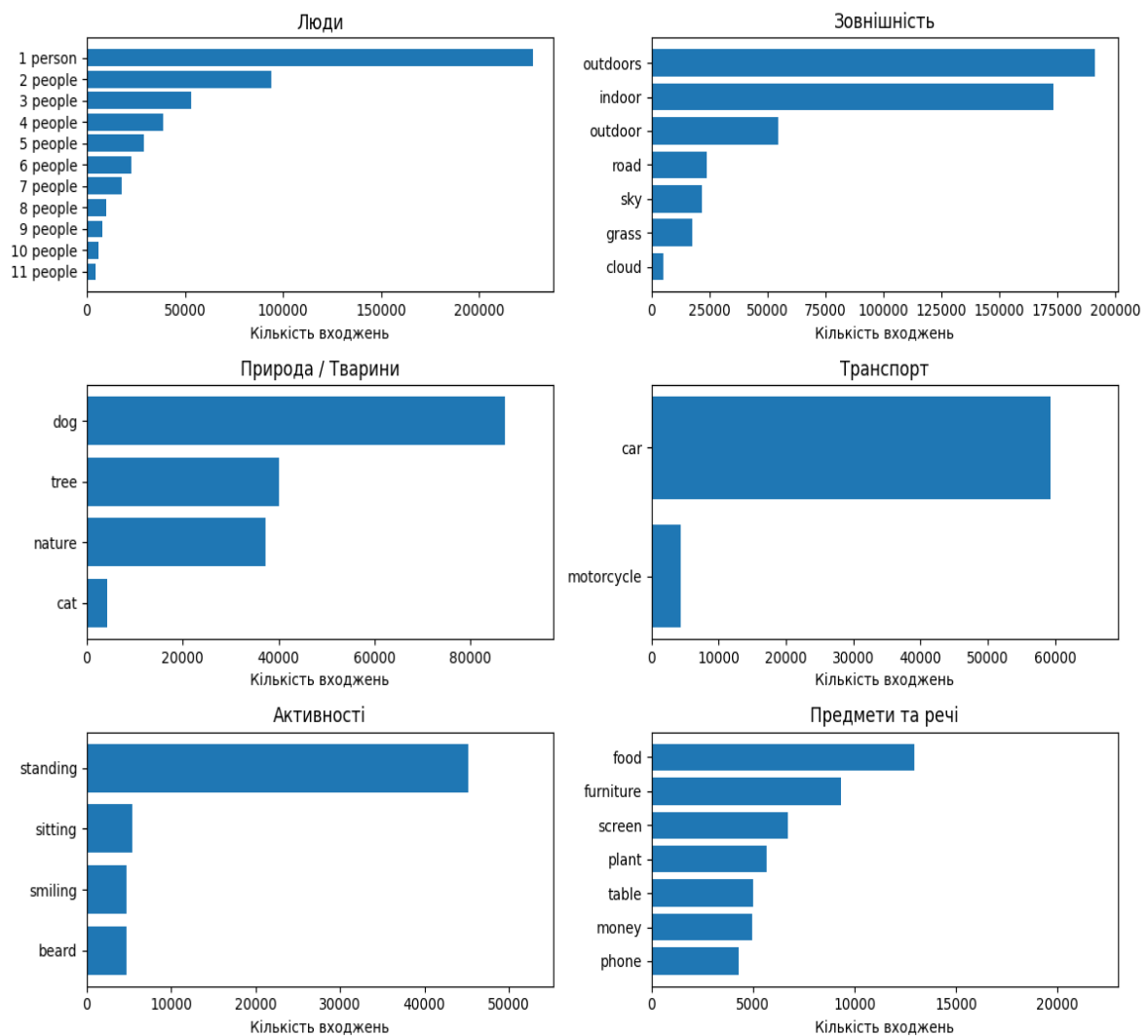


Рис. 2.32. Графік розподілу тематичного медіа-контенту (розроблено автором)

Тому при розміщенні медіа-контенту на тему віртуальних активів з метою візуалізації слід застосовувати зображення однієї людини, на природі разом з тваринами. Така візуалізація сприяє підвищенню рівня довіри серед користувачів соціальних мереж до контенту автора.

Хмара слів (рис. 2.33) представляє ключові теми медіа-контенту.



Рис. 2.33. Хмара популярних тем медіа-контенту (розроблено автором)

Використання методу Facebook posts search з параметрами відбору дозволило зібрати репрезентативну базу даних, яка стала основою для комплексного аналізу змісту та динаміки криптовалютних публікацій у Facebook. Застосування широкого спектра бібліотек, зокрема Pandas, Scikit-learn, NLTK, Matplotlib, забезпечило якісний аналіз текстових даних, можливості побудови моделей машинного навчання та створення візуалізацій. Проведений аналіз підтвердив наявність зростаючого інтересу до віртуальних активів, активну взаємодію стейкхолдерів через емодзі та теги, важливість зовнішніх посилань для залучення аудиторії та інтерес до медіа-контенту.

У відповідності до концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок А, Етап III, Крок 3) розроблені інструментальні засоби аналізу соціальної мережі Twitter для досліджень у поведінковій економіці віртуальних активів. Застосування API Twitter дозволяє провести розширений пошук твітів за допомогою ключових слів (рис. 2.34). Під час пошуку твітів застосували сортування для отримання найрелевантніших та найновіших твітів.

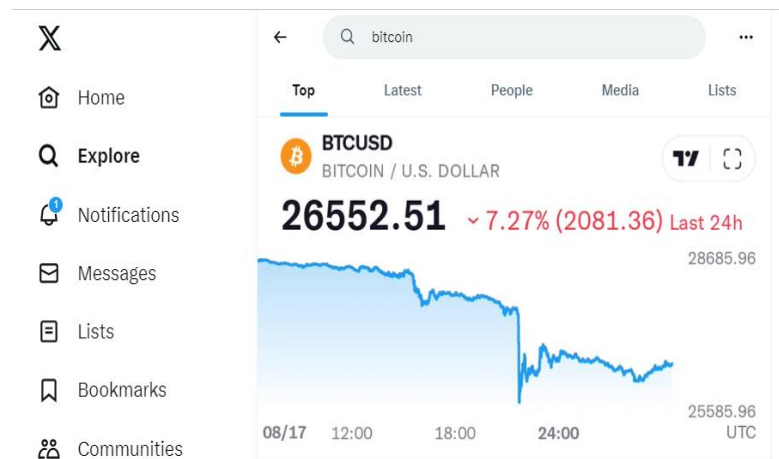


Рис. 2.34. Інтерфейс пошуку Twitter за запитом «Bitcoin» (розроблено автором)

Налаштування пошуку для API Twitter проведено наступним чином.

Приклад запиту POST:

*`https://{API_URL}/v1.1/twitter/search/post/update?keywords=bitcoin&search_type=latest&max_posts=100&access_token=TOKEN`*

Приклад запиту GET для пошуку даних за ключовим словом:

*`https://{API_URL}/v1.1/twitter/search/post/posts?keywords=bitcoin&access_token=TOKEN`*

Також проведено пошук за тегами.

Приклад запиту POST:

*`https://{API_URL}/v1.1/twitter/search/post/update?keywords=%23bitcoin&search_type=latest&max_posts=100&access_token=TOKEN`*

Приклад запиту GET для пошуку даних за хештегом:

*`https://{API_URL}/v1.1/twitter/search/post/posts?keywords=%23bitcoin&access_token=TOKEN`*

У представленому коді на рисунку 2.35 використана мова Python та бібліотеки `seaborn`, `matplotlib`, `pandas` для обробки даних і візуалізації. Основні кроки аналізу включають: форматування даних, фільтрацію даних, побудову графіка, додавання текстових міток, форматування осей. Код демонструє використання Python для аналізу великих обсягів даних з Twitter і надання результатів у вигляді наглядної візуалізації, що дозволяє легко визначити динаміку активності користувачів за роками.

```
# Створення списку років від 2023 до 2008
sorted_years = [str(year) for year in range(2023, 2007, -1)]

# Фільтрація датафрейму за вказаними роками
df_top_years = df_combined[df_combined['created_year'].isin(sorted_years)]

# Налаштування стилю графіка
sns.set_style("whitegrid")

# Побудова стовпчастої діаграми за допомогою seaborn
fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 8))
sns.countplot(y='created_year', data=df_top_years, order=sorted_years, palette='viridis')

# Додавання числа постів над кожним стовпцем з вирівнюванням вгору
for i, year in enumerate(sorted_years):
    v = top_years.get(year, 0)
    ax.text(v + 10, i + 0.2, str(v), color='black', fontweight='bold', va='bottom', ha='left')

ax.set_xlabel('Кількість')
ax.set_ylabel('Рік')
ax.set_title('Розподіл постів за роками')
ax.xaxis.grid(True)

# Зміна форматування підписів на осі X для відображення мільйонів з двома знаками після коми
def millions(x, pos):
    return f'{x / 1e6:.2f}М'

ax.xaxis.set_major_formatter(ticker.FuncFormatter(millions))

plt.show()
```

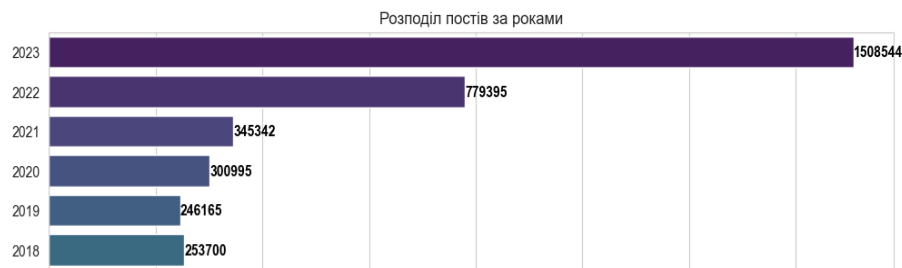


Рис. 2.35. Фрагмент коду для побудови графіку розподілу постів за роками (розроблено автором)

На рисунку 2.36 зображено приклад файлу, що містить дані про пости у Twitter. У файлі зберігаються різноманітні атрибути кожного поста, такі як дата створення, текст посту, хештеги, кількість «лайків», коментарів, репостів, а також мова, на якій написано пост. Такий формат даних є джерелом інформації для аналізу активності користувачів, вивчення тенденцій, виявлення популярних тем та впливових профілів.

```
1 id,created_time,text,lang,hashtags,author_id,author_username,is_activity_item,is_original_item,is
2 163074926868856832,2016-11-15 15:13:27,ib @hazuki0816 🎁🎁🎁 #Japan#Japanese#Asian#tomboy#FTX#Sar
3 221581350699474944,2017-04-26 01:57:06,"I love you, bro👉@moon thelionn #Japan#Japanese#Asian#to
4 235716219721404416,2017-06-04 02:04:01,The o n e ❤️ #TimeMachine #Ripple #Glitch,en,"['Glitch', 'R
5 267218544159752193,2017-08-30 00:23:01,👉👉 #Flip #Tumble #Stunts #Feature #FeatureMe #FeatureThis
6 288236671379243008,2017-10-27 00:21:33,Anyone crushing..? In waiting for Luna the❤️👉@reallunathe
7 6537612827329303552,2018-03-27 13:17:11,Концовку залажала👉#Я #Рыба #Маша #Россия #Лучшее #Прибыль
8 6582623657401519366,2018-07-26 20:21:43,#MADAARI #IrfaanKhan #Acting #Musically #musically4 #india
```

Рис. 2.36. Приклад файлу з даними про пости Twitter (розроблено автором)

На основі представленого фрагмента словника (повний словник – Додаток Б) пошукових запитів (табл. 2.3) було створено структурований набір запитів до API, що використовує ключові терміни, пов’язані з криптовалютами, такими як «біткоїн», «криптовалюта», «майнінг», «смартконтракт», та іншими популярними темами віртуальних активів.

Таблиця 2.3

### Фрагмент термінологічного словника для формування пошукових запитів

Елементи словника пошукових запитів			
токен	blockchain	технологія блокчейн	blockchain technology
стейкхолдер	crypt	створення криптовалюти	buying cryptocurrency
смартконтракти	crypto	статус криптовалют	creating cryptocurrency
майнінг	cryptocurrencies	ринок криптовалют	crypto-optimists
майнери	cryptocurrency	продаж криптовалюти	cryptocurrency issuance
криптовалюта	cryptoeconomic	купівля криптовалюти	cryptocurrency market
кріпто	cryptooptimists	криптографічні технології	cryptocurrency security
кріпта	cryptowallets	криптографічні методи	cryptocurrency status
криптооптимісти	miners	криптографічний метод	cryptographic method
криптомонети	mining	захищеність криптовалют	cryptographic methods
криптоекономіка	smartcontracts	емісія криптовалюти	sale cryptocurrency
криптогаманець	stakeholder	віртуальні валюти	virtual assets
блокчейн	token	віртуальні активи	virtual currencies

*Розроблено автором*

Кожен запит спрямований на отримання відповідних постів з платформи Twitter за різні часові періоди, що дозволяє дослідити динаміку популярності цих термінів, частоту згадок, а також зміни в контексті використання. Словник запитів є інструментом для проведення аналізу в рамках дослідження поведінкової економіки віртуальних активів, оскільки дозволяє збирати й аналізувати великі обсяги текстових даних з соціальних мереж, що відображають інтереси й уподобання користувачів у цій сфері.

Додатково, у представлених фрагментах (рис. 2.37 і 2.38) показано структурований підхід до пошукових запитів, що базуються на ключових словах і конкретних тегах. Кожен запит у цьому словнику орієнтований на ключові терміни, пов'язані з криптовалютами, такими як «криптовалюта», «біткоїн», «ефір», «смартконтракт», «блокчейн» тощо. Такий підхід дозволяє звузити фокус дослідження, аналізуючи конкретні аспекти криптовалютної тематики, а також виявляти основні теми, що привертають увагу користувачів у Twitter. Пошук за тегами сприяє точному відстеженню популярності окремих тем і дозволяє дослідити зміни у сприйнятті та обговоренні ключових тем.

	A	B	C	D	E	F
1				latest	top	&from_date=2022-07-01&to_date=2022-08-
2	криптовалюта	"	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/si"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/pi"	
3	крипто	"	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/si"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/pi"	
4	крипта	"	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/si"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/pi"	
5	майнінг	"	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/si"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/pi"	
6	майнери	"	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/si"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/pi"	
7	смартконтракти	"	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/si"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/pi"	

Рис. 2.37. Фрагмент списку пошукових запитів за ключовим словом  
(розроблено автором)

1	Пошук по тегам			Відправлені запити
2	%23			#
3	криптовалюта	%23криптовалюта	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/post/update?keywords=%23крипт"
4	крипто	%23крипто	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/post/update?keywords=%23крипт"
5	крипта	%23крипта	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/post/update?keywords=%23крипт"
6	майнінг	%23майнінг	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/post/update?keywords=%23майн"
7	майнери	%23майнери	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/post/update?keywords=%23майн"
8	смартконтракти	%23смартконтракти	"	"https://api.data365.co/v1.1/twitter/search/post/update?keywords=%23сма"

Рис. 2.38. Фрагмент списку пошукових запитів за тегом (розроблено автором)

Вибірка постів з соціальної мережі Twitter була підготовлена за період з 01 липня 2022 року по 01 вересня 2023 року. Усього було отримано 4 357 764 твітів (рис. 2.39).

Після отримання початкового датасету була проведена обробка в MS Excel, дані перекодовані у формат CSV. Дані з отриманого файлу було передано до PostgreSQL для зручної подальшої обробки тексту та аналізу в Jupyter Lab за допомогою мови програмування Python. Управління базою даних здійснювалося за допомогою графічного клієнта pgAdmin з використанням SQL. З

використанням бібліотек `rumorphy2`, `sklearn`, `pandas`, `word2vec`, `nlTK` та інших виконувалась текстова обробка.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 4357764 entries, 0 to 4357763
Data columns (total 20 columns):
#   Column                                Dtype
---  -
0   id                                     int64
1   created_time                          object
2   text                                   object
3   text_lang                             object
4   text_tagged_users                     object
5   text_tags                             object
6   attached_medias_url                  object
7   attached_links_url                   object
8   retweet_count                         int64
9   favorite_count                       int64
10  reply_count                           int64
11  quote_count                           int64
12  in_reply_to_post_id                   float64
13  in_reply_to_profile_id                float64
14  in_reply_to_profile_username          object
15  conversation_id                       int64
16  author_id                             int64
17  source                                 object
18  timestamp                             float64
19  view_count                            float64
dtypes: float64(4), int64(7), object(9)
memory usage: 664.9+ MB
```

Рис. 2.39. Характеристика стовпців датасету для аналізу твітів

*(розроблено автором)*

Ключові стовпці, такі як `text`, `text_lang`, `text_tags`, `retweet_count`, `favorite_count`, `reply_count`, `quote_count`, забезпечують різносторонній підхід до аналізу. Аналіз мовного розподілу, частота використання тегів, а також реакцій у вигляді «лайків», ретвітів та коментарів дозволяють детально вивчити настрої користувачів. Великий обсяг даних та різноманіття їх типів, зокрема `float64`, `int64`, `object`, дозволяє провести комплексний аналіз, який включає текстові особливості постів і показники взаємодії користувачів з контентом.

Наведена на рисунку 2.40 статистика показників взаємодії з твітами (кількість ретвітів, «лайків», відповідей, цитувань та переглядів) показує значну варіативність у популярності контенту. Середнє значення ретвітів становить 319, а «лайків» – 306, що свідчить про відносно високий рівень залучення для окремих твітів, хоча медіанні показники (0 для ретвітів та «лайків») демонструють, що значна частина контенту не отримує взаємодій. Максимальні значення, такі як 1 502 316 ретвітів і 1 219 569 «лайків», вказують на наявність

вірусних постів, що досягають широкої аудиторії. Аналіз дозволив виявити закономірності у поведінці користувачів.

	retweet_count	favorite_count	reply_count	quote_count	view_count
count	4357764	4357764	4357764	4357764	1336796
mean	319	306	9	4	8529
std	5143	3881	310	254	203876
min	0	0	0	0	1
25%	0	0	0	0	17
50%	0	1	0	0	74
75%	1	5	1	0	582
max	1502316	1219569	477260	211672	157914729

Рис. 2.40. Статистика взаємодій користувачів із твітами (розроблено автором)

Аналіз пропущених значень (рис. 2.41) у датасеті показує наявність значної кількості пропусків у деяких стовпцях, зокрема в полях, що відповідають за додані медіафайли, теги та інформацію про взаємодії з іншими користувачами. Так, стовпці `text_tagged_users`, `text_tags`, `attached_medias_url` та `attached_links_url` мають більше половини відсутніх значень, що вказує на специфіку змісту публікацій у Twitter, де не всі пости містять медіафайли чи позначення інших користувачів. Стовпці, пов'язані з основною інформацією про публікації, такі як `id`, `created_time`, та `text`, не мають пропущених значень, що забезпечує цілісність базової структури даних. Вивчення та обробка цих пропусків є кроком для подальшого аналізу, оскільки відсутність даних впливає на точність моделей.

Унікальні значення категоріальних стовпців:

- `created_time`: 3 936 139
- `text`: 4 244 432
- `text_lang`: 69
- `text_tagged_users`: 791 296
- `text_tags`: 1 068 875
- `attached_medias_url`: 1 355 362
- `attached_links_url`: 1 250 666
- `in_reply_to_profile_username`: 378 651
- `source`: 20 182



```

Пропущені значення:
id                0
created_time      0
text              0
text_lang         44023
text_tagged_users 2778474
text_tags         1981148
attached_medias_url 2980888
attached_links_url 2576807
retweet_count     0
favorite_count    0
reply_count       0
quote_count       0
in_reply_to_post_id 3459647
in_reply_to_profile_id 3392033
in_reply_to_profile_username 3392042
conversation_id   0
author_id         0
source            1060509
timestamp         4841
view_count        3020968
dtype: int64

```

Рис. 2.41. Статистика пропущених значень у датасеті (розроблено автором)

Аналіз кількості унікальних значень у категоріальних стовпцях демонструє значне розмаїття даних у датасеті. Так, стовпець `text` містить тексти публікацій і має найбільшу кількість унікальних значень (4 244 432). Водночас, такі стовпці, як `text_lang` з 69 унікальними значеннями, показують мовну різноманітність контенту. Висока унікальність у полях, що стосуються медіаконтенту (`attached_medias_url`, `attached_links_url`), свідчить про спектр зовнішніх ресурсів, які залучають користувачі, тоді як стовпець `source` з 20 182 унікальними значеннями вказує на різноманітність платформ і пристроїв, з яких здійснюється публікація контенту.

Фрагмент таблиці на рис. 2.42 представляє структуровані дані про публікації у Twitter, зокрема записи про твіти, що стосуються тематики віртуальних активів. У таблиці наведені ключові характеристики кожного запису, включаючи текст публікації, теги (`text_tags`), мову (`text_lang`), а також різні метрики взаємодії, такі як кількість ретвітів, улюблених записів (`favorite_count`), відповідей (`reply_count`), цитувань (`quote_count`) та переглядів

(view\_count). Аналіз таких даних надає інформацію про взаємодію користувачів з контентом, популярні теми та впливові твіти.

created_time	text	text_tags	text_lang
2023-07-16 18:02:48	This victory for \$XRP is a win for the entire WEB3 space. The time to repay our community is here. Claim your airdrop now 🙌👉 <a href="https://t.co/NSAZf1ABPe">https://t.co/NSAZf1ABPe</a> #XRP #Ripple #XRPCommunity #SEC #Crypto #ET...	['bitcoin', 'btc', 'bullrun', 'crypto', 'eth', 'relistxrp', 'ripple', 'sec', 'web3', 'xrp', 'xrp2', 'xrparmy', 'xrpcommunity', 'xrpholders']	en
2023-05-21 16:15:09	I'm not rich but I made money on Bitcoin and crypto in 2021... I paid nearly \$100k in federal and state income taxes which is not a trivial amount — my family could have put that money to good use ...	NaN	en
2023-05-03 17:08:35	Cryptocurrencies, led by bitcoin, along with other crypto technologies are a major innovation engine. It is a mistake for the U.S. government to hobble the industry and drive innovation elsewhere....	NaN	en

Рис. 2.42. Фрагмент даних публікацій у Twitter (розроблено автором)

Фрагмент таблиці (рис. 2.43) відображає інформацію про публікації українською мовою в Twitter на тему біткоїна, які набрали найбільшу кількість переглядів. Аналіз цих показників дозволяє зрозуміти, які теми та типи контенту викликають найбільшу зацікавленість української аудиторії в контексті біткоїна.

created_time	text	text_tags	text_lang
2023-05-22 08:33:48	Щороку 22 травня криптоспільнота відзначає День біткоїн-піци – Bitcoin Pizza Day. Саме в цей день у 2010 році житель Флориди Ласло Хейніц заплатив 10 000 біткоїнів за дві піци Papa John's. <a href="http://...">http...</a>	NaN	uk
2023-08-09 09:25:34	Пив би півас десь на пляжі Греції чи Хорватії та дивився графік Bitcoina. Доречи, починайте купувати вже по трохе eth, btc, бо наступного року будете купувати на хаях як хом'яки. Відлік почав...	NaN	uk
2023-02-06 14:21:49	Халвінг біткоіну - це відома, а може навіть і визначальна, подія у світі криптовалют. З цієї статті ви дізнаєтесь що таке халвінг, як він впливає на ціну та що означає для майнерів. <a href="https://...">https://...</a>	['bitcoin', 'blockchain', 'btc', 'halving', 'біткоїн']	uk

Рис. 2.43. Фрагмент публікацій про біткоїн у Twitter українською мовою з найбільшою кількістю переглядів (розроблено автором)

На графіку (рис. 2.44) представлено зміну кількості постів у Twitter на тему біткоїна за місяць з 2008 по 2024 рік. Видно, що до 2017 року кількість публікацій залишалася відносно стабільною на низькому рівні, після чого відбулось різке зростання. Особливо помітне починається з 2020 року, коли кількість постів різко збільшується, досягаючи піків у 2021 та 2023 роках. Такі дані вказують на підвищення інтересу до теми біткоїна, оскільки збільшується увага до криптовалют у суспільстві та на фінансових ринках.



Рис. 2.44. Динаміка кількості постів у Twitter (розроблено автором)

На графіку (рис. 2.45) відображено динаміку публікацій у Twitter про біткоїн за роками з 2008 по 2023 рік. Помітно зростання кількості постів, особливо після 2020 року. Найбільший пік припадає на 2023 рік, де кількість постів перевищила 1,5 мільйона, що майже вдвічі більше порівняно з 2022 роком. Така тенденція вказує на зростаючий інтерес до криптовалют у суспільстві, що, ймовірно, пов'язано зі світовими економічними трендами, подіями на ринку криптовалют, а також загальною популярністю віртуальних активів та технологій блокчейн.

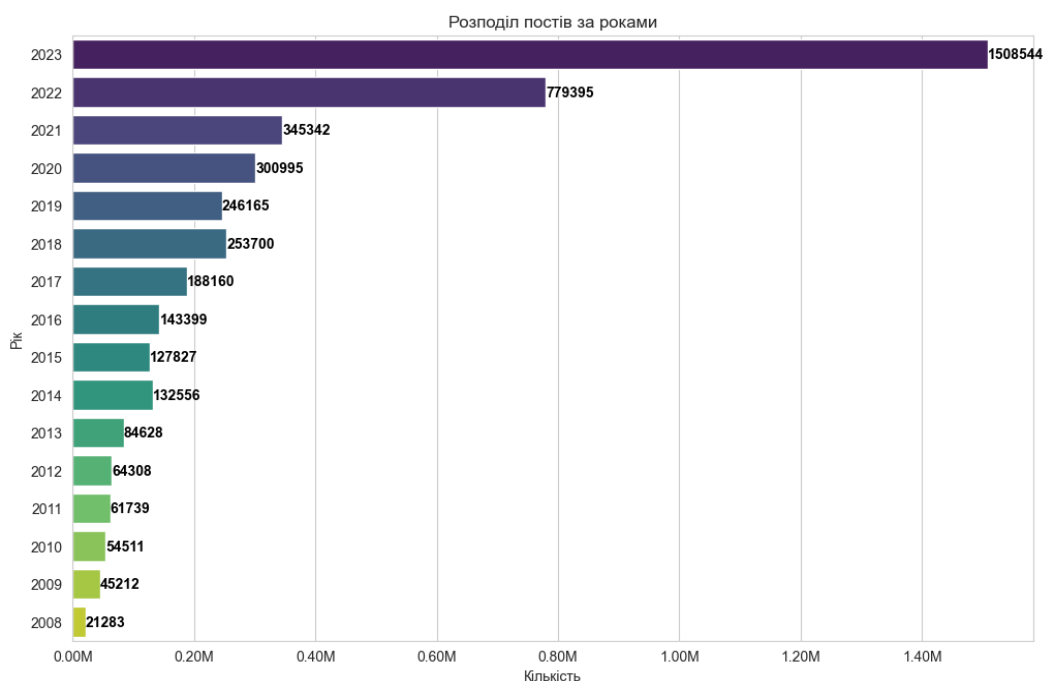


Рис. 2.45. Розподіл кількості постів у Twitter за роками (розроблено автором)

Зростання кількості публікацій у 2023 році пов'язане зі змінами в законодавстві та подіями на ринку віртуальних активів. Аналіз розподілу записів (рис. 2.46) показує помітне зростання активності у 2023 році, особливо влітку (кількість публікацій досягла пікових значень у липні та серпні). Підвищена активність у 2022 році в жовтні також вказує на регуляторний і сезонний впливи.

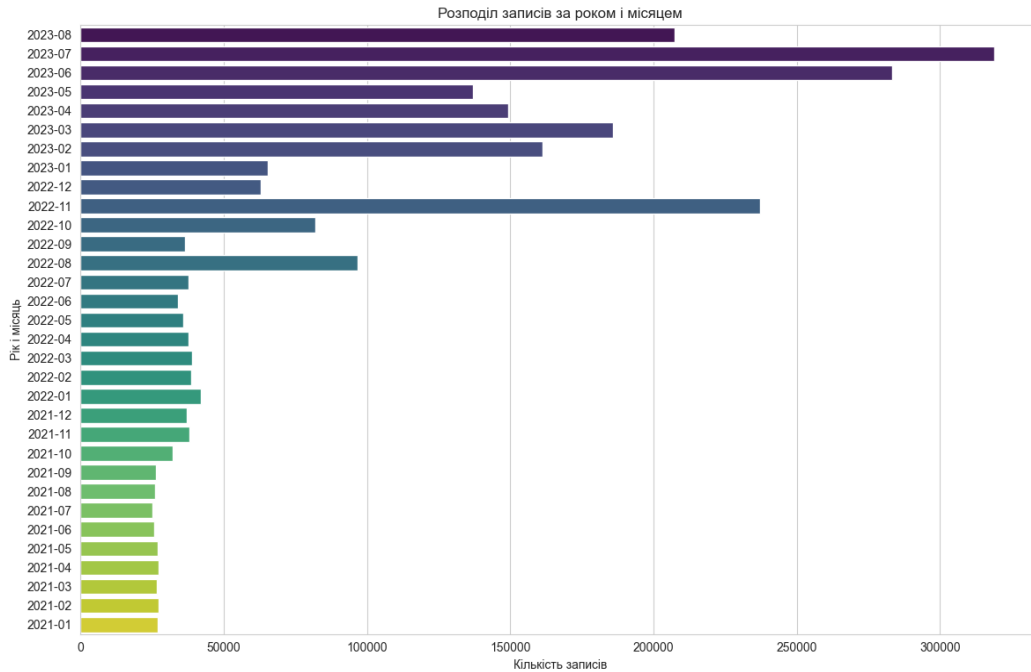


Рис. 2.46. Розподіл записів за роком і місяцем (розроблено автором)

Рисуюнок 2.47 демонструє розподіл записів за мовами.

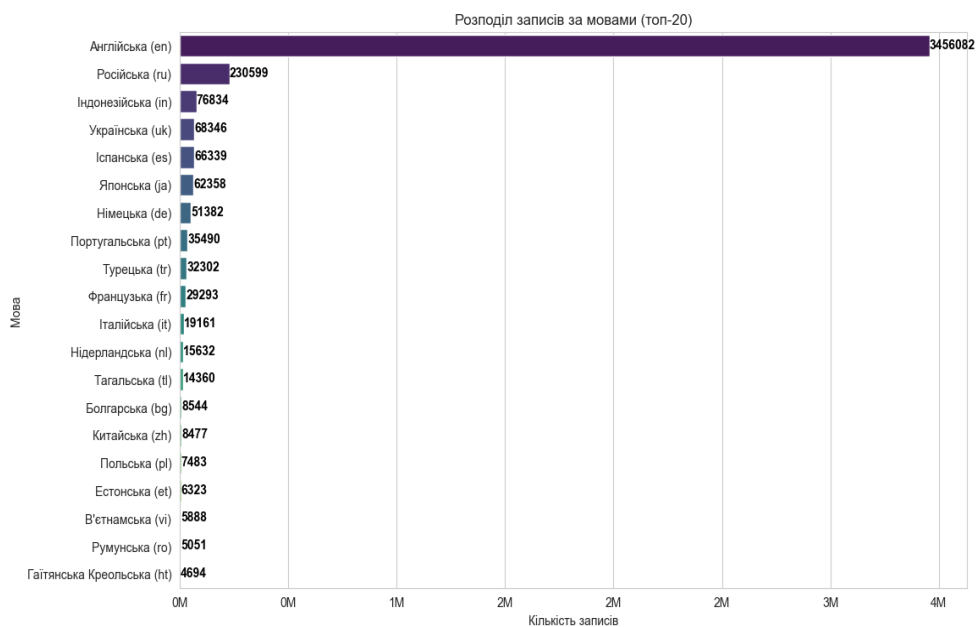


Рис. 2.47. Розподіл записів за мовами (топ-20) (розроблено автором)

Англійська (понад 3,4 мільйона записів) – є найбільш вживаною мовою спілкування на криптовалютну тематику. Індонезійська, іспанська та інші мають меншу кількість записів. Мовне різноманіття підкреслює широку географію зацікавленої аудиторії. Дані щодо локалізації контенту та аналізу інтересів різних мовних груп є важливими поведінковими детермінантами.

На рисунку 2.48 представлено найактивніших авторів у Twitter за кількістю публікацій на тему віртуальних активів. Активність визначалась на підставі кількості публікацій за вказаний проміжок часу. Результати аналізу показали, що серед найбільш активних профілів – інформаційні ресурси, боти для моніторингу цін на криптовалюти, а також профілі, які спеціалізуються на новинах фінансових ринків. Висока активність таких профілів відображає їх роль як основних постачальників інформації в криптоспільноті. Це підтверджується великою кількістю публікацій та взаємодій.

	description	favorites_count	followers_count	friends_count	full_name
	Syndication of National Weather Service Office New York, NY. Unmonitored, contact @akrherz who developed this.	0	1492	0	IEMBot OKX
	"Your crypto buddy!" 🤖💖👤 Ultimate Telegram Trader Bot for #Bittrex & #Binance exchanges. Join us now!	276	2597	4	Robostopia™
	Bitcoin, Blockchain & Beyond. #bitcoin #blockchain #ethereum #crypto #trading \$BTC \$ETH Sharing latest News. Not financial advice. Bitcoin fanatic since '11!	11656	67539	14212	BitcoinAgile
	cryptowatchbot@gmail.com	1	452	0	Crypto Price Ticker
	The Firm - The Topmost Technology Firm In The World.	781	12047	79	Automatski
	The price of cryptocurrencies are very highly volatile. You should understand that you are using any and all information available here AT YOUR OWN RISK.🔴	89	3492	158	Arbing Tool
	#BNB #BNBTracker #BinanceCoin #Binance	0	442	5	BNB Price Tracker
	Follow the latest cryptocurrency news and events. #bitcoin #altcoins #crypto #blockchain #fintech	0	9650	174	CryptoNewswire 🌐
	I tweet about the \$BNB price every 15 minutes.\nData is retrieved from @binance.\n\n#Binance #BNB\n\nMore bots 🤖:\n#BTC: @Bitcoin8News\n#ETH: @Ethereum8News	5	773	6	BNB Updates

Рис. 2.48. Активність авторів за кількістю публікацій

(розроблено автором)

На рисунку 2.49 зображено тридцять найпопулярніших емодзі, які найчастіше використовуються у публікаціях на тему віртуальні активи. Лідирують емодзі, які вказують на динамічність, популярність та емоційність постів (смайлики з жестами рук, які спрямовують увагу). Інші емодзі, такі як гроші, вогонь та смайли, – відображають емоції. Як правило, їх використовують

для додавання акцентів у повідомленнях про фінансові успіхи, важливі події та новини на ринку віртуальних активів.

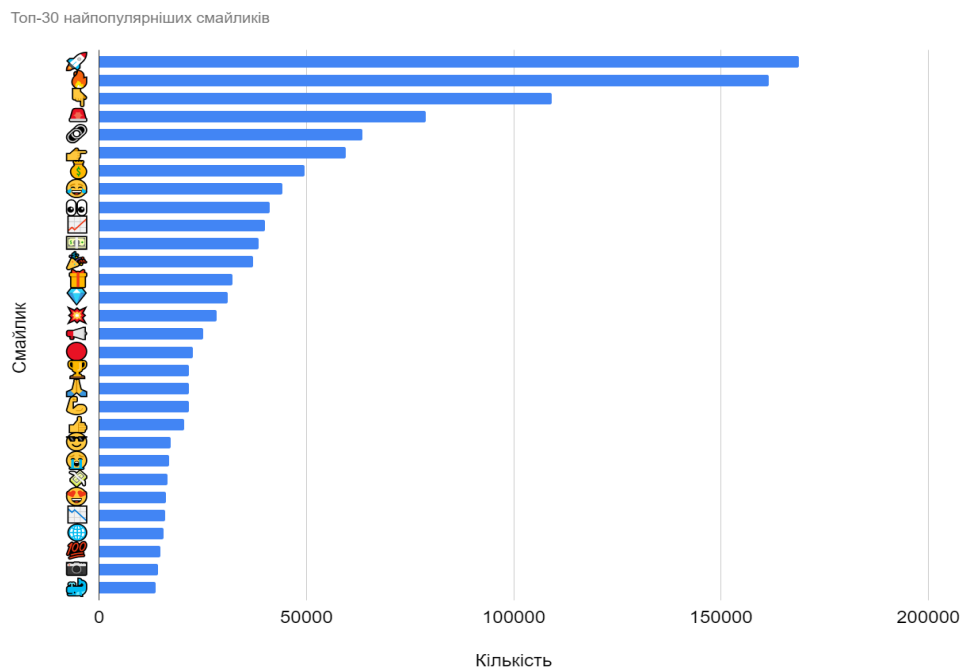


Рис. 2.49. Топ-30 найпопулярніших смайликів (розроблено автором)

Набір емодзі відображає не лише інтерес користувачів до конкретних тем, а й спосіб комунікації. Використання емодзі сприяє емоційному залученню та створенню легко зрозумілого контексту, що полегшує обмін інформацією. Емодзі, на кшталт «вогонь» чи «ракета» асоціюються з позитивними прогнозами або динамічним розвитком подій. Емодзі «гроші» – з увагою до фінансових аспектів віртуальних активів.

Поле `text_tagged_users` в API Twitter є індикатором взаємодії користувачів. Воно дозволяє визначати, коли в тексті твіта були відмічені інші користувачі. Так автор привертає увагу їх увагу і визначає контент як значущий у даній темі. Користувачі отримують сповіщення про те, що їх згадали, і мають можливість переглянути даний твіт. Аналіз кількості пустих і непустих значень у цьому полі показує, що 63,8% записів не містять відміток інших користувачів, тоді як 36,2% твіти містять згадки. Значна частина контенту в Twitter має форму прямого звернення або сповіщення, що підкреслює важливість персоналізованої

комунікації в соціальних мережах. Такий показник вказує на тенденцію користувачів Twitter до побудови спільнот та соціальних взаємодій через згадки, що, в свою чергу, сприяє формуванню мережевих зв'язків та активному обміну інформацією у спільнотах, пов'язаних із темою віртуальних активів.

Аналіз заповненості стовпців `text_tags` та `attached_medias_url` у датасеті: 54,54% непустих значень у стовпці `text_tags` вказує на активне використання тегів користувачами. Такі дані вказують на важливість структурування контенту і підкреслення тематики кожної публікації. Це важливо для публікацій на тему віртуальних активів, оскільки простежується інтерес до конкретного активу. У стовпці `attached_medias_url` лише 31,60% записів мають непусті значення. Це відносно невелика частка публікацій з доданими медіафайлами. Проте наявність візуального контенту є важливим для взаємодії та зацікавленості аудиторії, оскільки такі публікації привертають більше уваги. Високий відсоток пустих значень (68,40%) у цьому стовпці свідчить про те, що більшість користувачів не додають медіафайли до своїх публікацій. Велика частка пустих значень у стовпцях `text_tags` та `attached_medias_url` підкреслює важливість аналізу мотивацій користувачів при виборі контенту для публікацій на тему віртуальних активів. Різниця в наявності тегів та медіаконтенту пов'язана із соціальними і технічними факторами.

Аналіз заповненості стовпця `attached_links_url` дозволяє виявити особливості поведінки користувачів платформи Twitter щодо включення додаткових елементів у публікації. Різні рівні заповненості цих стовпців вказують на те, як часто користувачі додають посилання до твітів. Наявність непустих значень у стовпці `attached_links_url` становить 40,87% – це додані до твітів посилання, тобто користувачі поширюють інформацію, яка привертає увагу до зовнішніх джерел, пов'язаних з віртуальними активами. У стовпці `in_reply_to_post_id` 79,39% значень є порожніми, тобто частина публікацій не є відповідями на інші твіти, а є оригінальними повідомленнями, користувачі публікують власні думки чи новини.

Аналіз стовпців `in_reply_to_profile_id` та `in_reply_to_profile_username`: 77,83% не містять вказівок на конкретний профіль. Тобто такі є самостійними висловлюваннями, що спрямовані на широку аудиторію, а не на окремих користувачів. 22,17% публікацій вказують на наявність особистої комунікації або дискусій між користувачами. Обговорення та взаємодія з конкретними профілями створює додаткові можливості для аналізу діалогів між користувачами в межах криптоспільноти. Низька частота згадок конкретних профілів як відповідей вказує на те, що дискусії на тему віртуальних активів відбуваються переважно через хештеги, публікації без прямого звернення до інших користувачів, або через інші форми комунікації, які не потребують безпосередніх відповідей. Такі дані говорять про те, що дана тематика є публічною та інформаційно насиченою, де спілкування частіше орієнтовані на загальну аудиторію, а не особисту.

Рисунок 2.50 ілюструє основні джерела, через які публікуються твіти на тему віртуальних активів (табл. 2.1, Блок А, Етап III, Крок 4). Найбільша кількість постів надходить із застосунку Twitter Web App, який є основною веб-платформою для користувачів. Також значний відсоток твітів опубліковано через мобільні додатки Twitter для Android та iPhone. Інші популярні джерела включають Twitter Web Client та сервіси автоматизації, такі як IFTTT, TweetDeck, twitterfeed, які користуються для планування та автоматизації публікацій.

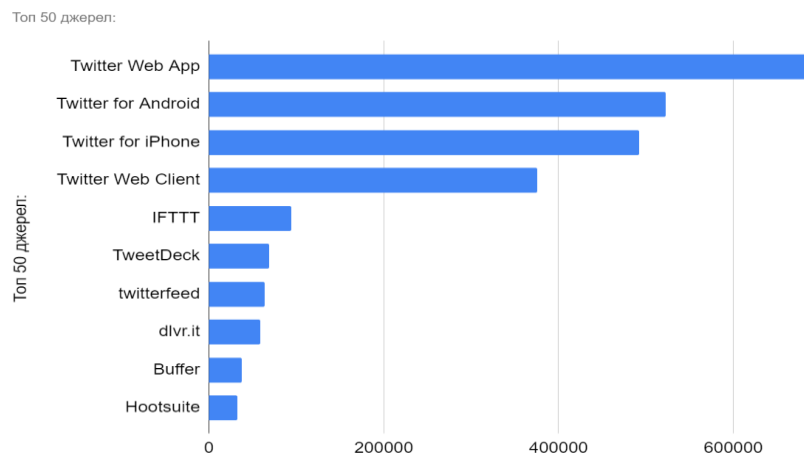


Рис. 2.50. Топ-10 джерел для публікації твітів (розроблено автором)



Фрагмент таблиці (рис. 2.51) демонструє твіти, які отримали найбільшу кількість «лайків». Вони охоплюють різні теми та мають взаємодію у вигляді ретвітів, відповідей та цитат.

text	text_tags	text_lang	retweet_count	reply_count	favorite_count
아아아아아아아아!!!!!! 2011년 바이브.. #미소천사_그_자...	['happybirthdaysuga', 'happysugaday', '그때_그_시절...]	ko	381663	42525	1219569
Today, the Supreme Court not only reversed nea...	NaN	en	208275	39767	887763
EXCUSE ME HI I HAVE SOMETHING TO SAY 🙏 I ca...	NaN	en	104078	28315	628394
Twitter DMs should have end to end encryption ...	NaN	en	49908	23563	547199
Dogecoin is the people's crypto	NaN	en	94998	18231	521685
Explaining #bitcoin at \$100 to an empty room. ...	['bitcoin']	en	6309	2427	509768
SpaceX launching satellite Doge-1 to the moon ...	NaN	en	105891	33869	504283

Рис. 2.51. Пости з найбільшою кількістю лайків (розроблено автором)

На рисунку 2.52 фрагмент таблиці демонструє популярні твіти українською мовою на тему віртуальних активів. Публікації мають високі показники взаємодії, зокрема ретвіти, «лайки» та цитати. Дані підтверджують зацікавленість української аудиторії до цієї тематики.

text	text_lang	retweet_count	reply_count	favorite_count
ий біткоїн, можна добре піднятися. Хтось брав? Плюси, мінуси, підводні камені? <a href="https://t.co/dcSeTs8iFa">https://t.co/dcSeTs8iFa</a>	uk	251	171	5428
!) За 12 годин Великодня ми з вами назбирали ВСЬОГО: 📈 1,4 млн гривень або ж 0 ZT 340 Крипта: USDT 2574 ETH 1,5 / 142 532,54 UAH BTC 0.02725675 / 31 369,85 UAH <a href="https://t.co/8OMfrSaNTu">https://t.co/8OMfrSaNTu</a>	uk	121	17	2116
зали 37 355 975 грн 33 копійки! Донати йдуть з усього світу! Маємо перекази і у х, канадських доларах, падає крипта. Прошу тримати темп і долучатись усіх, хто ще... <a href="https://t.co/qOQjCbYb6H">https://t.co/qOQjCbYb6H</a>	uk	374	99	2036
іі та долари 🙏🙏 Всього на ~35 млн грн. Оптика це постійна потреба у війську. дайте крипту, буде ще 😊🙏 <a href="https://t.co/8y8vb5mJiH">https://t.co/8y8vb5mJiH</a> Або просто на рахунки 🙏 <a href="https://t.co/M6iVjv6XWn">https://t.co/M6iVjv6XWn</a> <a href="https://t.co/MLG2uwpUpQ">https://t.co/MLG2uwpUpQ</a>	uk	94	10	1992

Рис. 2.52. Українські пости про криптовалюту з найбільшою кількістю «лайків» (розроблено автором)

Аналіз графіку на рисунку 2.53 показує, що у твітах найчастіше зустрічаються слова «crypto», «bitcoin», «cryptocurrency», та «blockchain», – це зацікавленість користувачів темою віртуальних активів. Інші слова, такі як «market», «price» та «trade/trading», – це увага до торгівлі, інвестування та ринкових коливань. Слова «nft», «web3» та «ethereum» – популярність нових

технологій. Слово «mining» – як окремий вид криптовалютної діяльності. Майже мільйон згадок слова «crypto» – це загальний інтерес користувачів до криптовалютної тематики. Інші часто вживані слова, такі як «wallet», «app», «finance» та «invest», відображають зростаючу кількість обговорень про фінансові застосунки та платформи для управління віртуальними активами.

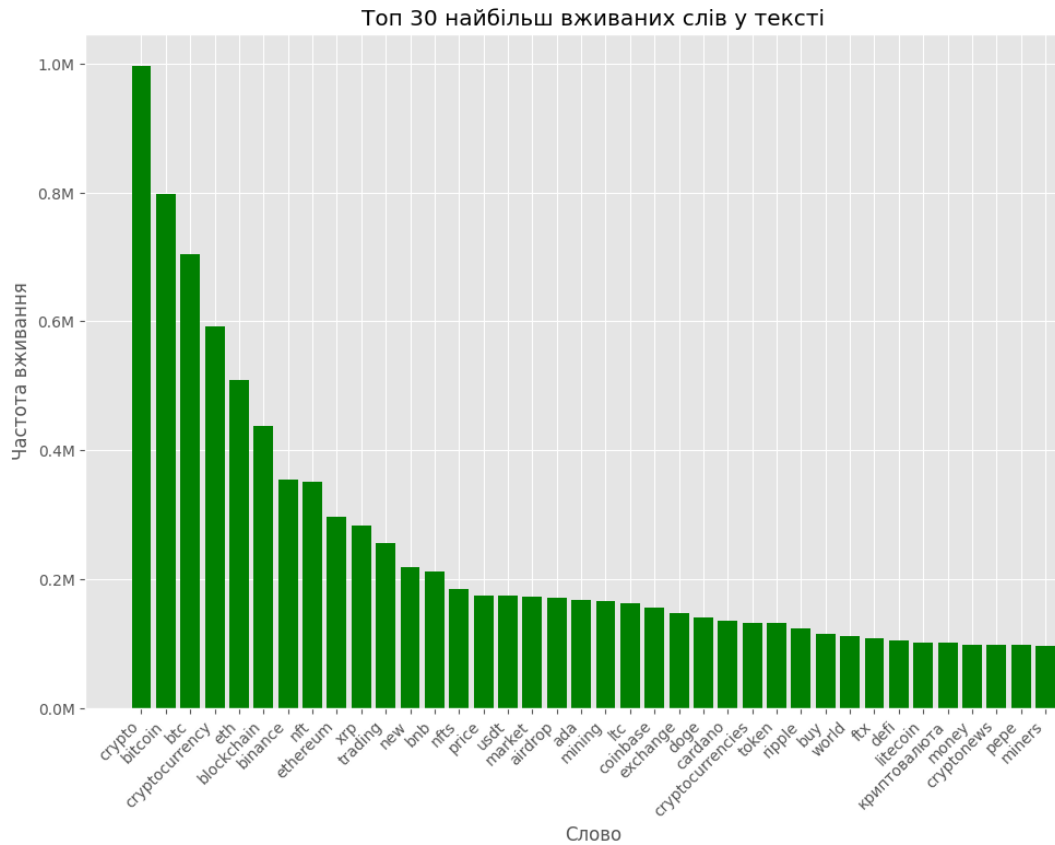


Рис. 2.53. Топ 30 найбільш вживаних слів у тексті (розроблено автором)

На рисунку 2.54 хмара слів, яка візуалізує ключові терміни, які найчастіше зустрічаються у твітах на тему віртуальних активів. Найбільш помітними словами є «bitcoin», «crypto», «cryptocurrency», та «blockchain», – це стійкий інтерес до базових аспектів ринку віртуальних активів. Слова «btc», «eth», «bnb», та «ltc», – це обговорення найбільш популярних криптоактивів.

Слова «nft» та «market», – інтерес до невзаємозамінних токенів та крипторинків. Слова «mining», «exchange» та «trading», – це обговорення видобутком криптовалюти, обміну активами та торгівлею на ринку. Інші



## Висновки до розділу 2

1. Розроблено концептуальну схему дослідження, представлену як комплекс узгоджених, взаємопов'язаних блоків, етапів та кроків, що забезпечують системний підхід до розробки комплексу моделей аналізу динаміки ринку криптовалют з урахуванням поведінкових метрик стейкхолдерів ринку віртуальних активів за даними соціальних мереж. Запропонована концептуальна схема включає такі блоки: Блок А – інтеграція концепцій поведінкової економіки та моніторингу даних соціальних мереж у дослідження ринку віртуальних активів; Блок Б – моделювання динаміки криптовалютного ринку з урахуванням поведінкових факторів користувачів соціальних мереж.

2. Доведено, що соціальні мережі відіграють вирішальну роль у формуванні поведінки користувачів стосовно віртуальних активів. Їх універсальний характер дозволяє охоплювати різноманітні сегменти користувачів. Обґрунтовано вибір п'яти основних соціальних мереж – Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn та Twitter (X) як інформаційної бази для визначення поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів.

3. Проведена комплексна оцінка впливу кожної соціальної мережі на формування поведінки користувачів. Визначено, що Facebook через авторитетність інфлюенсерів впливає на ринкові настрої, і, як наслідок, на фінансові рішення інвесторів. Twitter оперативно відображає динаміку ринку та поточні тренди. Instagram сприяє популяризації віртуальних активів завдяки емоційному впливу візуального контенту. LinkedIn забезпечує професійне середовище для поширення інформації про впровадження блокчейн-технологій. TikTok орієнтований на молодіжну аудиторію, формує короткострокові тренди та спричиняє швидкі зміни настроїв.

4. Розроблений механізм моніторингу даних соціальних мереж в контексті ринку віртуальних активів. Створені термінологічні бази для генерації запитів на пошук інформації, розроблені індивідуальні скрипти для систематичного

оновлення даних, здійснено збір інформації за допомогою API соціальних мереж за тематичними запитами. За допомогою інструментальних засобів аналізу даних соціальних мереж визначена релевантна структура контенту. Визначено настрої і тональності стейкхолдерів ринку віртуальних активів, які впливають на процес прийняття рішень.

5. Проведена комплексна оцінка соціальної мережі Facebook з метою визначення кількісних метрик поведінкових детермінант. Аналіз активності користувачів підтверджує інтерес до теми віртуальних активів. Визначено роль мовних, інформаційних та комунікаційних аспектів. Розподіл публікацій за мовами підкреслює глобальність теми, англійська мова переважає. Високий відсоток україномовного контенту свідчить про залученість української аудиторії. Кількість реакцій, поширень і коментарів на публікації про віртуальні активи вказує на активну взаємодію користувачів та високий рівень залученості. Класифікація контенту показує, що теми, пов'язані з фінансами, технологіями та мотиваційним змістом, привертають найбільшу увагу. Важливу роль у популяризації віртуальних активів відіграють інфлюенсери та спеціалізовані сторінки.

6. Проведена комплексна оцінка впливу соціальної мережі Twitter з метою визначення інструментальних засобів для аналізу даних. Більшість постів містить текстові теги (понад 54%) і не містить прямих відповідей чи згадок інших профілів, що дозволяє структурувати контент і охопити ширшу аудиторію. Частка постів містить медіа-файли (31%), що підвищує залученість і полегшує сприйняття інформації. У контенті про віртуальні активи переважає англійська мова, а також активно представлені інші мови (індонезійська, українська, іспанська). Проведений аналіз джерел публікацій, основною платформою визначено Twitter Web App та мобільні додатки для Android та iPhone. Обговорення на тему криптовалют у Twitter мають публічний характер. Користувачі більше зосереджені на інформативних повідомленнях, ніж на особистій комунікації. Серед найчастіше вживаних слів у криптовалютному контенті виділяються «bitcoin», «crypto», «market», «nft», що підтверджує інтерес

до фінансових аспектів, торгівлі та новітніх технологій, таких як Web 3.0 та NFT. З метою візуалізації криптовалютного контенту побудовано хмари слів.

7. Удосконалено систему кількісних метрик поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів, які доцільно імплементувати в прогнозування динаміки ринку віртуальних активів.

Основні результати дослідження, викладені в розділі 2, відображено у наукових працях автора [9, 10, 30, 32, 110].

Список використаних джерел: [7, 21, 36, 39, 47, 51, 58, 60, 64, 69, 72, 74, 76, 77, 93, 95, 113, 120, 122, 125, 145].

РОЗДІЛ 3  
МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ  
З УРАХУВАННЯМ ПОВЕДІНКОВИХ ФАКТОРІВ  
КОРИСТУВАЧІВ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ

3.1. Аналіз поведінкових метрик у криптовалютних публікаціях на платформі TikTok

У другому розділі ключовим вектором дослідження стала розробка механізму моніторингу даних соціальних мереж в контексті поведінкової економіки віртуальних активів [30]. Реалізація даного механізму дозволила визначити систему кількісних метрик поведінкових детермінант серед користувачів таких соціальних мереж як Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn, Twitter (X) [110].

У відповідності до концептуальної схеми дослідження, Блок А спрямований на інтеграцію концепцій поведінкової економіки та моніторингу даних соціальних мереж у прогнозування ринку віртуальних активів. Змістом Блоку Б (табл. 2.1, Блок Б) є моделювання динаміки криптовалютного ринку з урахуванням поведінкових детермінант користувачів соціальних мереж [32].

Отримані результати підтверджують, що соціальні мережі відіграють важливу роль у формуванні суспільної думки щодо ринку віртуальних активів. Встановлено позитивну кореляцію між кількістю публікацій у соціальних мережах та змінами ціни криптовалют (рис. 3.1, 3.2), що свідчить про доцільність використання TikTok для поширення інформації про віртуальні активи (табл. 2.1, Блок Б, Етап IV). У відповідності до концептуальної схеми дослідження проведений аналіз зміни популярності та взаємодії з криптовалютним контентом (табл. 2.1, Блок Б, Етап IV, Крок 1).

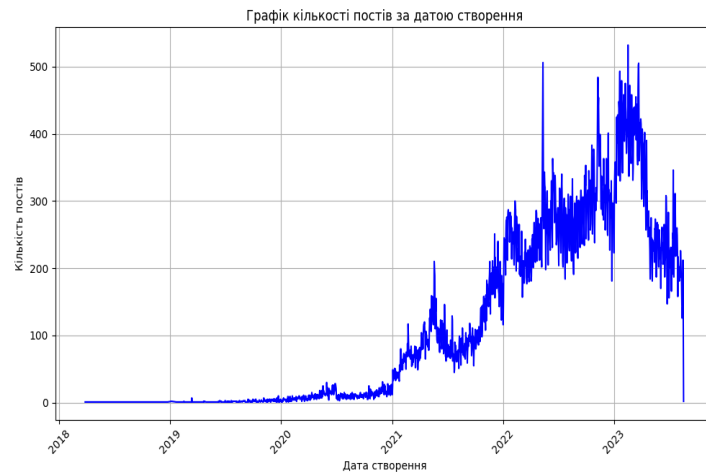


Рис. 3.1. Кількість постів в ТікТок з 2018 року до серпня 2023 року  
(розроблено автором)



Рис. 3.2. Графік біткоїну з 2018 року, спотова торгівля (розроблено автором)

Результати аналізу (рис. 3.1, 3.2) свідчать, що у 2020–2021 роках зацікавленість у сфері криптовалют суттєво зросла, що було обумовлено низкою факторів. Пандемія COVID-19 у 2020 році призвела до нестабільності фінансових ринків, змушуючи інвесторів шукати альтернативні способи збереження активів, зокрема через купівлю біткоїна. У цей час також активізувалися дискусії щодо регулювання криптовалютного ринку в багатьох країнах. Додатковим стимулом для підвищення вартості біткоїна став третій халвінг у травні 2020 року, який історично супроводжується зростанням ціни через скорочення емісії. Також у цей період спостерігалось значне зростання



інтересу з боку великих корпорацій та інституційних інвесторів, що ще більше підвищило популярність біткоїна. Значний розвиток децентралізованих фінансів DeFi, NFT та NFT-проектів на блокчейні біткоїна сприяли його високій волатильності.

За період з 2021 по 2023 роки для ринку криптовалют характерним є зростання популярності. Одним із ключових питань обговорень було високе енергоспоживання, пов'язане з процесом майнінгу. Слід зазначити, що це стимулювало розвиток нових блокчейн-проектів із більш ефективною обробкою транзакцій. Послуги на ринку віртуальних активів стали більш доступними для користувачів.

Проведений аналіз постів дозволив розподілити записи за мовами (рис. 3.3) у відповідності до концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок Б, Етап IV, Крок 2).

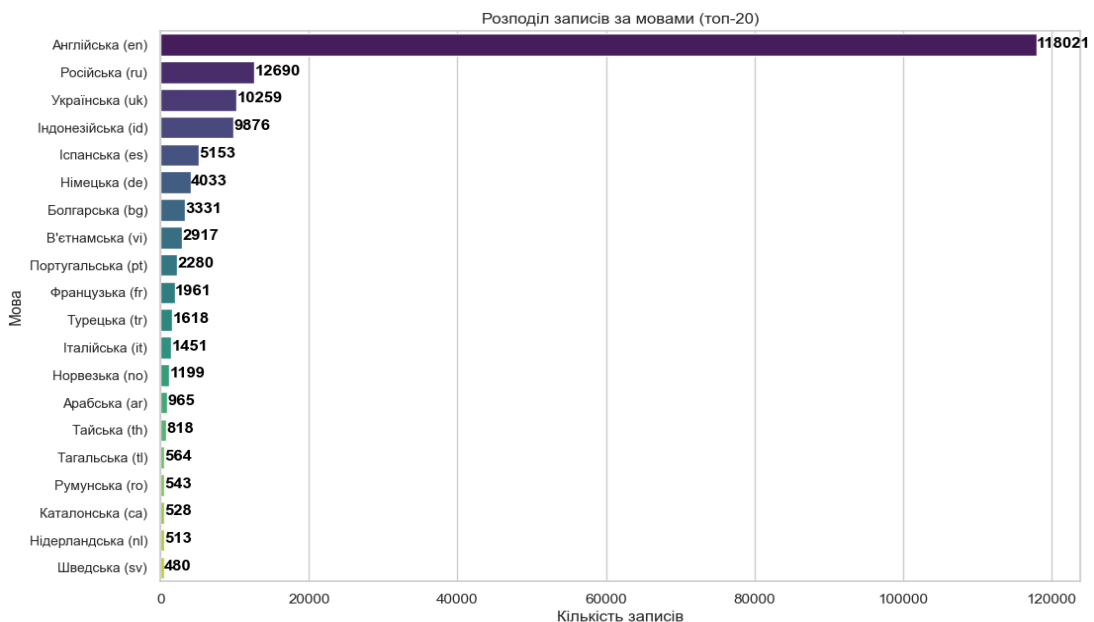


Рис. 3.3. Розподіл записів за мовами (топ-20) (розроблено автором)

З наведеного рисунку 3.3 чітко видно, що найбільш популярною мовою серед постів на криптовалютну тематику є англійська (118 021 постів). Наступні за кількістю такі мови: російська (12 690 постів), українська (10 259 постів) та індонезійська (9 876 постів), – свідчить про зацікавленість користувачів у даних регіонах. Іспанська (5 153 пости), німецька (4 033 пости) та інші мови вказують

на зацікавленість стейкхолдерів з різних країн. Значна кількість постів українською мовою вказує на інтерес користувачів соціальних мереж з України до криптовалютного ринку. Англійська мова є найбільш ефективною для розповсюдження інформації про віртуальні активи на міжнародному рівні. З точки зору поведінкової економіки використання англійської в постах і тегах сприяє підвищенню популярності контенту і дозволяє залучати користувачів соціальних мереж з різних країн.

Аналіз рисунку 3.4 «Активність користувачів за кількістю публікацій (топ-20)» дозволяє зробити такі висновки: соціальна мережа TikTok є популярною по криптовалютному контенту (значна кількість фолловерів); активні користувачі мають різні інтереси і підходи (освітній контент, аналітичні поради); активні користувачі сприяють підвищенню зацікавленості аудиторії, а отже впливають на залучення нових учасників ринку криптовалют.

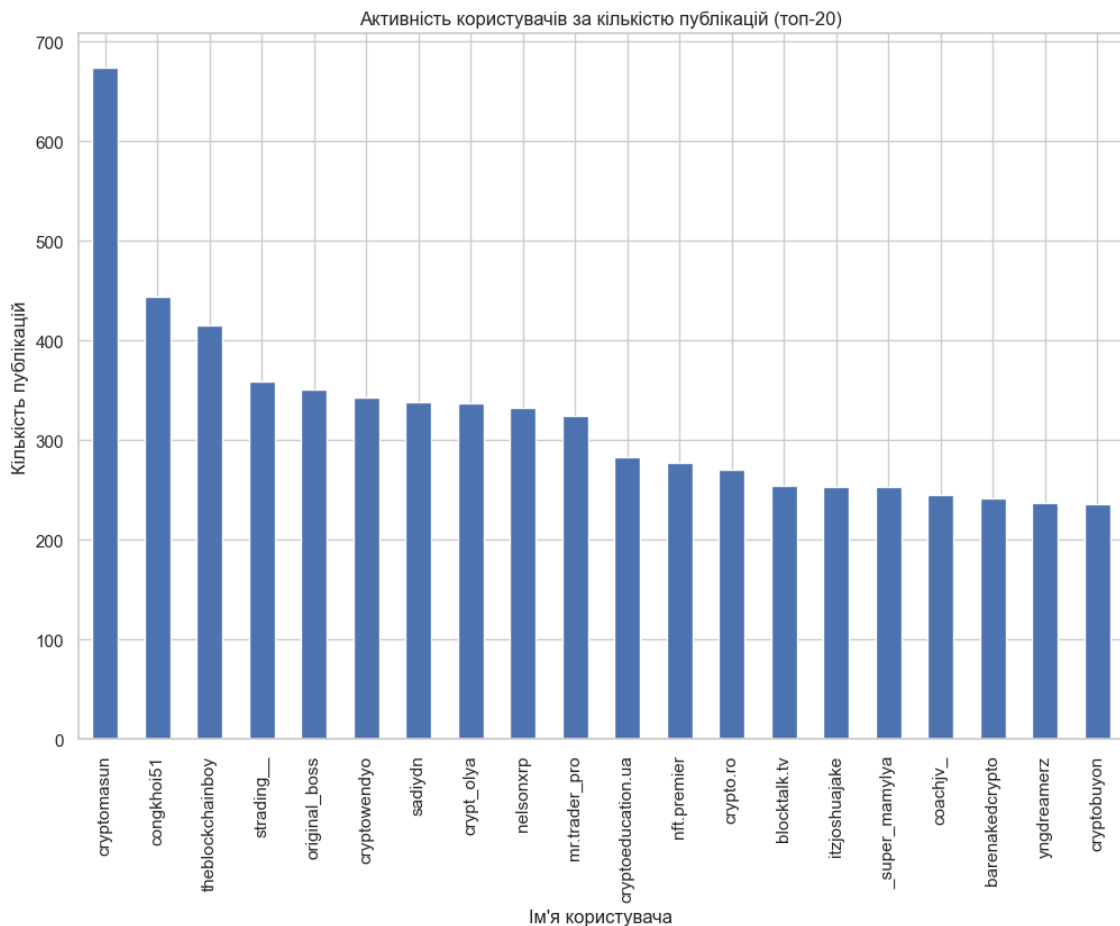


Рис. 3.4. Активність користувачів за кількістю публікацій (топ-20)

(розроблено автором)

Згідно концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок Б, Етап IV, Крок 3), проаналізовано динаміку розповсюдження та обговорення публікацій з 2019 року (рис. 3.5).

Результати аналізу графічних даних підтверджують зростання інтересу користувачів TikTok до тематики віртуальних активів. Різкі піки у поширеннях і коментарях зафіксовано у періоди значущих подій у криптовалютному секторі, таких як зміни регуляторної політики, запуск нових цифрових активів та публічні заяви впливових осіб. Динаміка активності демонструє сезонні тренди, із підвищенням наприкінці року та зниженням у середині.

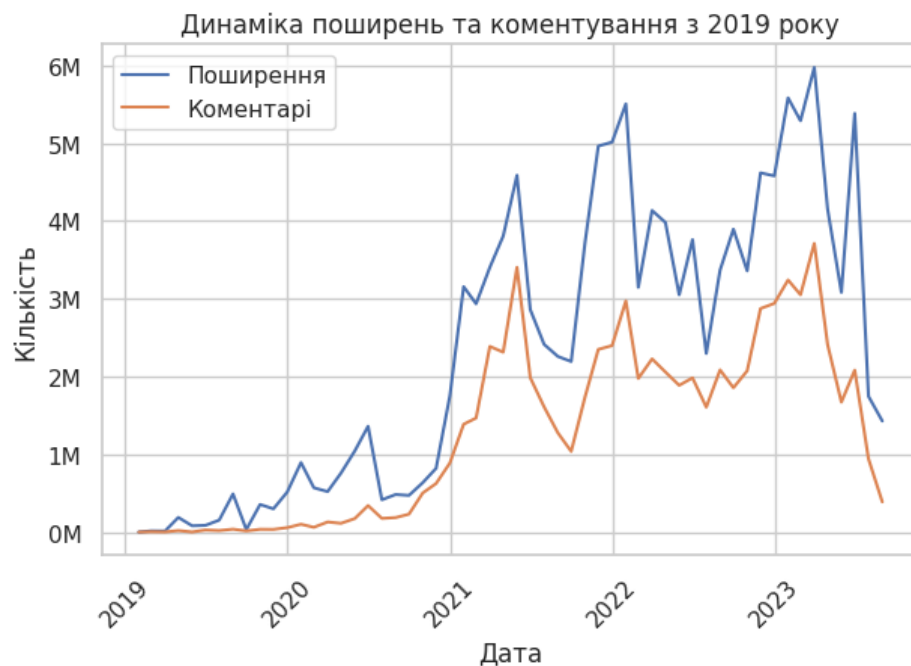


Рис. 3.5. Динаміка поширення та коментування в контексті криптовалютних публікацій (2019 – 2023 рр.) (розроблено автором)

Настрої ринку криптовалют є важливими індикаторами коротко- та середньострокових змін цін, оскільки вони відображають емоції та поведінкові особливості стейкхолдерів. Для дослідження впливу поведінкових факторів було проведено аналіз настроїв користувачів TikTok (рис. 3.6).

Емодзі в соціальних мережах є специфічною графічною мовою, що використовується для вираження емоцій [127]. У контексті TikTok вони відображають емоційні реакції користувачів на події, пов'язані з ринком

віртуальних активів, а також демонструють їхнє ставлення до ринкових трендів та новин. Аналіз емодзі, розміщених під відео, у поєднанні з даними про кількість публікацій та ціни на біткоїн дозволив здійснити емоційно-семантичну інтерпретацію (табл. 3.1).

Таблиця 3.1

**Емоційно-семантична інтерпретація популярних емодзі  
на криптовалютну тематику**

Емодзі	Емоційно-семантична інтерпретація
Ракета	Впевненість і надія на стрімке зростання вартості криптовалют
Вогонь	Підвищений інтерес і ажітаж навколо новин та подій, пов'язаних із криптовалютами
Графік зростання	Обговорення змін у вартості біткоіна та інших криптовалют
Сміх	Легкість і гумор у розмовах про криптовалюту
Сльози	Вираження обурення чи розчарування через зниження ціни
Молитва	Надія і сподівання на покращення ринкової ситуації
Гроші	Інтерес до інвестування у віртуальні активи
Закохані очі	Захоплення, ентузіазм, емоційне ставлення до криптовалют
Сигнал небезпеки	Попередження про ризики заклик до уваги у відповідь на новини чи події на ринку віртуальних активів
Здивоване обличчя	Несподівані події на ринку криптовалют
М'язи	Рішучість і сміливість інвесторів у прийнятті рішень щодо криптовалют
Дорогоцінний камінь	Сприйняття криптовалюти як цінного та перспективного активу
Посмішка з потовиділенням	Змішані почуття інвесторів, які намагаються зберегти спокій і оптимізм попри ринкову нестабільність та можливі ризики
Крутий	Впевненість у знаннях і уміннях на ринку віртуальних активів

*Розроблено автором*

Топ-30 найпопулярніших смайликів

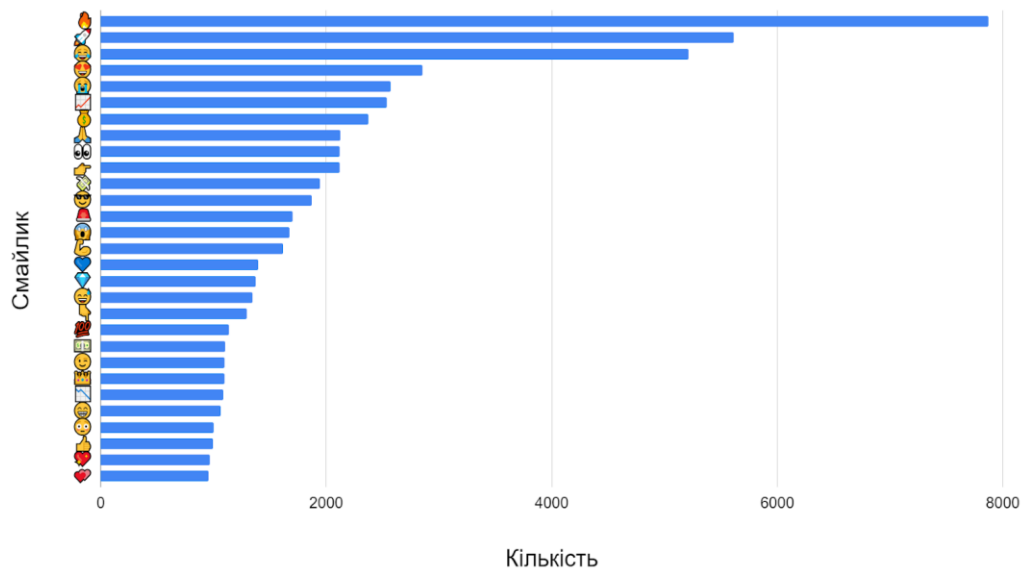


Рис. 3.6. Топ-30 найпопулярніших емодзі (розроблено автором)

Враховуючи отримані результати, за значенням емодзі систематизовано у такі три категорії «емоції», «активності», «фінанси» (табл. 3.2), у відповідності до концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок Б, Етап IV, Крок 4).

Таблиця 3.2

### Категоризація емодзі в соціальних мережах

Емодзі «Емоції»	Емодзі «Активності»	Емодзі «Фінанси»
😍 (закохані очі)	🚀 (ракета)	💰 (гаманець з грошима)
😭 (плач)	📈 (графік зростання)	💎 (дорогоцінний камінь)
😱 (здивоване обличчя)	💪 (м'язи)	🏠 (банкноти)
😄 (посмішка 1)	🚨 (сигнал небезпеки)	
😁 (посмішка 2)	👁️ (очі)	
😂 (сміх)		
😎 (крутий)		
💯 (сотня, впевненість)		
❤️ (серце)		
❤️ (два серця)		
🙏 (молитва)		

Розроблено автором

Аналіз отриманих результатів продемонстрував перевагу позитивних емоцій над негативними, що говорить про оптимістичне ставлення користувачів TikTok до теми віртуальних активів. Категорія «емоції» використовується найчастіше, тобто користувачі активно обговорюють події на ринку віртуальних активів. Категорія емоцій «активності» спрямовує активність користувачів у сферу інвестицій. Категорія «фінанси» говорить про ставлення користувачів до фінансових аспектів криптовалют. Отже, емоції в описах під відео TikTok відображають поведінкові фактори ставлення користувачів даної соціальної мережі до віртуальних активів.

Для класифікації публікацій TikTok за емоційним тоном запропоновано модель із використанням нечіткої нейронної мережі. З метою створення нечіткої лінгвістичної моделі визначено та обрано такі терміни, як «позитивний», «нейтральний», «негативний», визначено лінгвістичні змінні. Щоб спроектувати архітектуру нечіткої мережі, визначено входні та вихідні параметри, застосовано нечіткі правила для аналізу взаємодії між параметрами та функції належності для кожного терміну та параметра. За результатами тестування оптимізовано параметри та структуру моделі. Після тестування модель застосовано для аналізу нових текстових даних із Tiktok. При створенні моделі нечіткої логіки використали нечіткі набори [55]. При використанні в моделі нечітких множин для кожного входного та вихідного параметра визначено універсальний набір. Для входного параметру «емоційний стан» належать такі терміни: «радісно», «сумно», «здивовано» тощо. Функції належності були визначені для кожного терміна в кожному визначенні множини. Нечітка логіка – для отримання вихідних значень на основі входних параметрів і нечітких правил. Отримані значення були агреговані. З метою дефазифікації було здійснено перетворення нечітких похідних значень у конкретні числові значення.

Побудова нечіткої мережі для класифікації публікацій Tiktok здійснювалася в такій послідовності:

Крок 1: Терміни і лінгвістичні змінні. Створення нечітких змінних: «emotional\_tone»: вихідна нечітка змінна. Три терміни: «позитивний», «нейтральний», «негативний»; «psychological\_influence»: вхідна нечітка змінна.

Крок 2: Нечітка лінгвістична модель. Визначення функцій належності, які вказують, наскільки кожен термін потрапляє в діапазон значень від 0 до 100.

Крок 3: Нечіткі правила. Правила для визначення результату («emotional\_tone») на основі входу («psychological\_influence»).

Крок 4: Висновок і дедукція. За допомогою «ctrl.ControlSystem» і «ctrl.ControlSystemSimulation» створюється система керування.

Крок 5: Тестування та оптимізація. Визначається наявність певних емодзі або слів у тексті. Встановлюються вихідні значення для «psychological\_influence». Вхідні значення змінюються залежно від наявності позитивних чи негативних емодзі чи слів. Розраховується «emotional\_tone» за допомогою нечіткої моделі.

Крок 6: Використання моделі. Результати зберігаються в текстовому файлі.

Для створення нечіткої лінгвістичної моделі використана бібліотека scikit-fuzzy в Python.

На рисунку 3.7 графічно зображено модель нечіткої логіки, яка класифікує емоційний тон текстових повідомлень у TikTok.

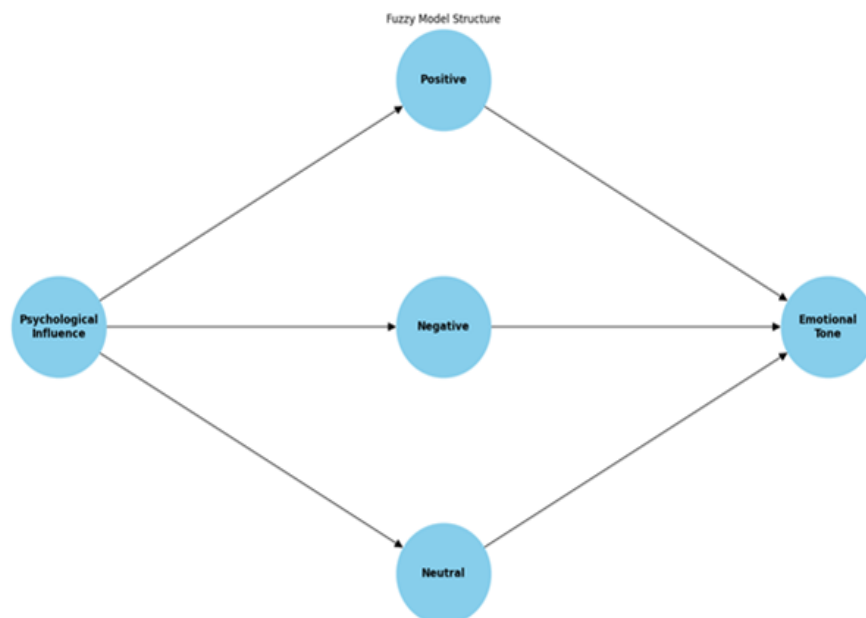


Рис. 3.7. Графічне представлення моделі нечіткої логіки (розроблено автором)

Для оцінки психологічного впливу та тону обчислювалися відповідно вхідна та вихідна нечіткі змінні від 0 до 100, де 0 – негативний вплив, 50 – нейтральний, а 100 – позитивний вплив. Стрілки вказують напрямок від психологічного впливу до емоційного тону.

Модель можна використовувати для автоматичної класифікації емоційного тону текстів TikTok як позитивного, нейтрального чи негативного, враховуючи психологічний вплив. Модель було застосовано на нашому наборі даних. Результати класифікації представлені на діаграмі (рис. 3.8). Публікації розподілені наступним чином: 70,7% позитивних, 22% нейтральних і 7,3% негативних постів, що вказує на позитивний емоційний тон користувачів соціальних мереж на контент віртуальних активів.

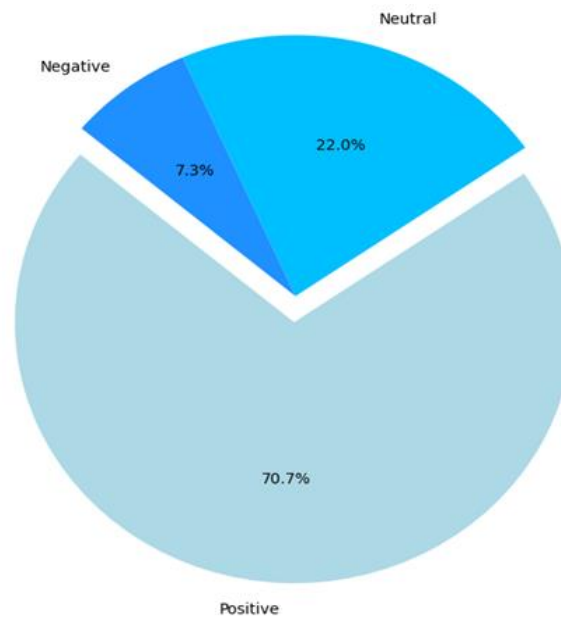


Рис. 3.8. Розподіл емоційного тону в публікаціях TikTok (розроблено автором)

Дослідження динаміки поширеності та залученості аудиторії на тему віртуальних активів. Результати досліджень показують, що з 2019 року кількість поширень і коментарів збільшується (рис. 3.9), що свідчить про зростання інтересу до теми віртуальних активів. Збільшення кількості поширень вказує на активний обмін думками та дискусії серед користувачів соціальних мереж. Кількість поширень збільшується у відповідь на новини, зміни в законодавстві, зміни трендів.





Рис. 3.9. Динаміка кількості поширень та коментарів (з 2019 р.)

(розроблено автором)

Наступним етапом нашого дослідження стало визначення топ 30 найбільш поширених слів у текстах публікацій користувачів соціальної мережі ТікТок [128]. Аналіз описів під відео показав, що слова «crypto» і «bitcoin» зустрічаються в них більше 70 000 та 48 000 разів відповідно (рис. 3.10).

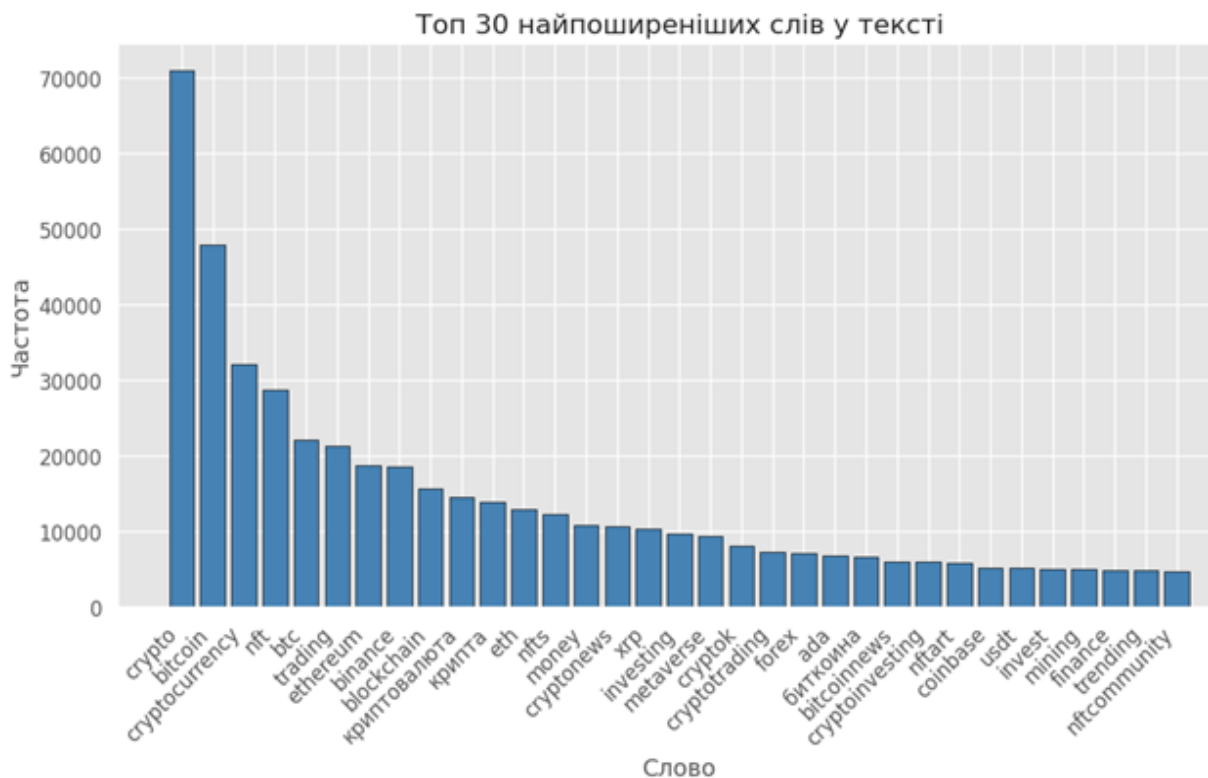


Рис. 3.10. Топ 30 найпоширеніших слів у текстах публікацій ТікТок

(розроблено автором)

Також слід зазначити, що слово «bitcoin» з'являється рідше, ніж слово «crypto», в кожному четвертому відео. Такі високі показники свідчать про поширеність обговорення криптовалютних тем та фінансових ринків серед користувачів TikTok. Інтерес до цих тем свідчить про актуальність і важливість віртуальних активів (табл. 3.3).

Таблиця 3.3

### Аналіз популярності термінів, пов'язаних із криптовалютами у TikTok

Термін	Кількість	Опис значення
Crypto	70 962	Загальний термін, який вказує на криптовалюту або криптовалютний контент. Включає огляди ринку, поради з торгівлі, новини та аналітику.
Bitcoin	47 998	Згадування конкретної криптовалюти, біткоїна. Містить інформацію про ціну, аналіз графіків, новини чи рекомендації щодо інвестицій.
Cryptocurrency	32 083	Термін, що вказує на будь-яку криптовалюту, її звіти, технологія чи обговорення перспектив.
NFT	28 710	Абревіатура "Non-Fungible Token" вказує на унікальні цифрові активи. Зазвичай обговорюють NFT-колекції, їхню цінність чи мистецькі роботи.
BTC	22 126	Абревіатура для біткоїна, зазвичай використовується для обговорення цінних показників та стану ринку.
Trading	21 344	Згадування торгівлі криптовалютами або акціями на ринку. Містить інформацію про стратегії, аналіз ринку чи поради з торгівлі.
Ethereum	18 776	Згадування іншої криптовалюти. Включає новини про розвиток платформи, смарт-контракти та додатки.
Binance	18 597	Згадування популярної криптовалютної біржі Binance. В описах висвітлено торговельні пари, комісії чи функціонал платформи.

*Розроблено автором*

Аналіз топ-30 слів, які найчастіше вживаються в описах відео в TikTok, показав, що інтерес до криптовалют є високим, попит на торгівлю та інвестування на криптовалютних ринках зростає. Терміни, які вказують на технологічні інновації, такі як NFT та Metaverse популярні серед користувачів. Мовна різноманітність вказує на бажання комунікувати зі світовою аудиторією.





Рис. 3.12. Порівняння шкальованої кількості постів та ціни біткоїна  
(розроблено автором)

Високий інтерес користувачів до віртуальних активів відображає психологічний аспект ринкової поведінки. Такі коливання демонструють емоційну реакцію на новини або зміни на ринку. Публікації також впливають на інтерес і ціну криптовалют.

Аналіз отриманих результатів дозволяє сформулювати такі висновки:

- формування бази даних публікацій TikTok забезпечило отримання репрезентативного масиву первинних даних для подальшого аналізу. Було зібрано понад 200 тисяч публікацій, що містять понад 5 мільйонів слів, за допомогою Data365 API TikTok [79, 85, 126с]. Це створило надійну основу для дослідження динаміки та змістового наповнення криптовалютних публікацій у соціальній мережі;

- динаміка криптовалютного контенту в TikTok свідчить про поступове зростання інтересу користувачів з 2019 року. Водночас зафіксовано значний вплив ключових подій на рівень активності аудиторії;

- дослідження ринкової активності криптовалютних учасників показує її циклічний характер із вираженими сезонними коливаннями;

- визначення основних лідерів думок у соціальній мережі дозволяє дослідити механізми поширення інформації та взаємодії користувачів;

— лінгвістичний аналіз контенту демонструє, що криптовалютна тематика має глобальне охоплення. Англійська мова домінує у публікаціях, проте значна частка контенту іншими мовами вказує на активне залучення широкого кола міжнародних аудиторій;

— динаміка взаємодії користувачів із криптовалютним контентом у вигляді поширень і коментарів демонструє активне формування інформаційних потоків у TikTok. Інтерес спільноти до тематики підвищується у відповідь на ключові інформаційні події;

— дослідження емодзі, що використовуються в описах відео TikTok, вказує на переважно позитивне ставлення користувачів до криптовалют і біткоїна, а також на їхню готовність активно реагувати на події у світі віртуальних активів.

### 3.2. Моделі аналізу динаміки ринку криптовалют з урахуванням поведінкових детермінант стейкхолдерів за даними соціальних мереж

У попередньому параграфі досліджений вплив соціальних мереж на ринок віртуальних активів, який дозволив проаналізувати динаміку поширеності та залученості аудиторії, розповсюдження та коментування публікацій. Отримані результати досліджень тепер використаємо для моделювання [9, 10] взаємозв'язків між активністю користувачів соціальних мереж та ринковими коливаннями (табл. 2.1, Блок Б, Етап 5).

Графік (рис. 3.13) відображає сумарну кількість публікацій за період з початку 2023 року до вересня 2023 року і показує загальну тенденцію до зростання обговорень теми біткоїна в соціальних мережах у відповідь на ринкові зміни. В моменти різкого зростання або падіння ціни біткоїна спостерігається сплеск публікацій.

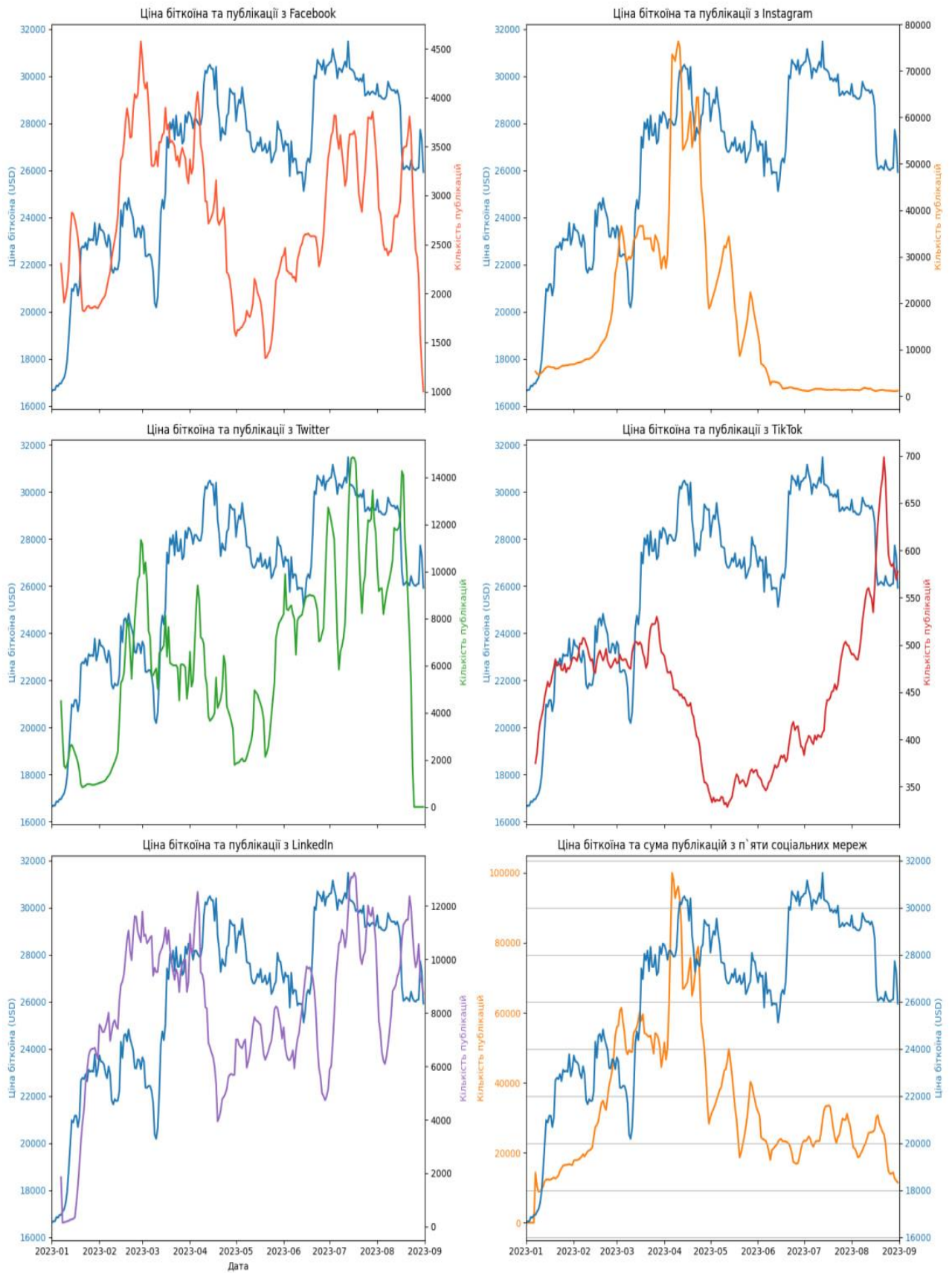


Рис. 3.13. Динаміка ціни біткоїна та активності користувачів у соціальних мережах (розроблено автором)



Динаміка ціни біткоїна та активності користувачів по соціальних мережах має такі особливості:

— Facebook та Instagram показують високу активність публікацій, особливо в періоди значного зростання або падіння цін, що свідчить про широку популярність цих платформ для обговорення фінансових тем.

— Twitter демонструє коливання, які іноді не узгоджуються з динамікою ціни біткоїна, що пов'язано з специфікою контенту на цій платформі, де обговорення є більш емоційними або фрагментованими.

— TikTok та LinkedIn мають меншу кількість публікацій, але також відображають певні тренди у поведінці користувачів, особливо серед молодшої аудиторії (TikTok) або професіоналів (LinkedIn).

Слід врахувати, що динаміка публікацій знаходиться під впливом зовнішніх факторів, таких як новини про ринок криптовалют, регуляторні зміни, та глобальні економічні події, які впливають на настрої інвесторів і трейдерів.

Обґрунтування факторів впливу на динаміку криптовалютного ринку у відповідності до концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок Б, Етап V, Крок 1). За період з січня по вересень 2023 року на ринок віртуальних активів мали вплив такі економічні події: монетарна політика центральних банків, інфляція, конфлікти та геополітичні ризики, розвиток технологій блокчейн і криптовалют, зміни на фінансових ринках.

Аналіз даних свідчить про важливість соціальних мереж у формуванні громадської думки та інформування про криптовалюту. Зростаюча активність публікацій є індикатором інтересу до біткоїна і впливає на його ринкову ціну. Аналіз графіків ціни біткоїна та кількості публікацій у соціальних мережах виявляє певні патерни. У періоди різкого зростання або падіння ціни біткоїна спостерігається значне збільшення кількості публікацій у соціальних мережах. Наприклад, під час різкого зростання ціни в березні 2023 року кількість публікацій на Facebook і Instagram суттєво зросла, що вказує на емоційний підйом. У деяких випадках, коли ціна біткоїна зменшується, кількість

публікацій, наприклад, у Twitter, також знижується, що є наслідком зниження інтересу та активності в обговореннях теми біткоїна на фоні негативних новин. Зростання кількості публікацій є попереджувальним індикатором про можливі зміни в ціні біткоїна. Наприклад, значне збільшення публікацій на всіх платформах у травні 2023 року передувало коливанням на ринку.

Різні соціальні мережі демонструють різну активність та патерни публікацій. Facebook і Instagram показують більш стабільний ріст, тоді як Twitter демонструє фрагментовані зміни, що зумовлено його природою як платформи для швидкого обміну інформацією. TikTok, хоча й має меншу кількість публікацій, демонструє значні сплески у динаміці, що вказує на активізацію молодшої аудиторії під час важливих подій у криптоіндустрії. Загальний обсяг публікацій з п'яти соціальних мереж відображає тенденції на ринку криптовалют. Коли ринок переживає волатильність, це зазвичай корелює з ростом активності в соціальних мережах, що свідчить про те, що інвестори і трейдери шукають інформацію та обговорюють зміни в реальному часі. Активність публікацій у соціальних мережах може бути як реакцією на зміни в ціні біткоїна, так і драйвером подальших ринкових коливань.

Аналіз технічних патернів у поєднанні з даними активності в соціальних мережах є важливим інструментом для моделювання динаміки ринку криптовалют. Зони пропозиції та попиту, рівні підтримки та опору, а також рівні Фібоначчі не лише описують ключові моменти ціноутворення, але й тісно корелюють із емоційними реакціями інвесторів, які відображаються у публікаціях на платформах, таких як Twitter і Facebook. Висока частота обговорень у соціальних мережах під час досягнення цінових бар'єрів вказує на психологічні фактори, які можуть підсилювати тенденції або провокувати зміни в настроях ринку.

Моделювання динаміки ринку біткоїна на основі цих патернів, доповнене даними з соціальних мереж, може покращити прогнози, оскільки соціальні інтеракції часто відображають емоційні реакції, що передують ринковим змінам. Наприклад, підвищена активність обговорень на рівнях опору чи підтримки



може вказувати на потенційний прорив або відскок, а аналіз активності на рівнях Фібоначчі може свідчити про корекційні рухи або трендові зрушення.

Застосування таких моделей сприяє розумінню психологічних і технічних факторів, що впливають на ринок криптовалют, дозволяючи не лише враховувати поточну динаміку цін, але й будувати прогнози на основі комплексного аналізу технічних індикаторів і поведінкових метрик.

Розгляд поведінкових факторів у моделюванні цін на біткоїн є важливим аспектом для точнішого прогнозування ринкових тенденцій. Включення таких факторів, як емоційний вплив і соціальний тиск, дозволяє моделі враховувати імпульсивні рішення інвесторів у моменти ринкової волатильності. Наприклад, під час зростання активності публікацій, що супроводжує різкі цінові коливання, модель може краще врахувати вплив страху втрат чи жадоби прибутку, які спричиняють масову купівлю або продаж активів.

Соціальні впливи та поведінка натовпу можуть бути інтегровані в модель через аналіз кількості згадок у соціальних мережах. Зростання обговорень часто корелює із загальними ринковими настроями. Психологічні бар'єри, відображені у рівнях підтримки та опору, додають важливий вимір до прогнозування, оскільки вони показують, як інвестори реагують на досягнення певних цінових рівнів на основі історичного досвіду. Врахування поведінкових відповідей на новини підсилює здатність моделі реагувати на зовнішні події, такі як зміни в регуляціях або значущі новини, що впливають на ринок криптовалют. Поєднання даних з публікацій дозволяє відслідковувати миттєві реакції ринку, які можуть бути як раціональними, так і емоційними.

Графіки цін на біткоїн і активність публікацій у соціальних мережах надають важливу інформацію для розуміння поведінкових факторів, що впливають на рішення інвесторів у сфері віртуальних активів. Вони демонструють, як емоції, соціальний вплив та психологічні бар'єри можуть формувати ринкову поведінку.

На підставі графіків цін на біткоїн та кількості публікацій у соціальних мережах можна виявити кілька ключових поведінкових факторів, які мають

наукове підґрунтя в дослідженнях поведінкової економіки. Емоційні реакції, такі як страх і жадібність, впливають на прийняття фінансових рішень. Підвищена активність публікацій у соціальних мережах під час падіння цін свідчить про страх втрат.

Інвестори піддаються соціальному тиску і часто орієнтуються на дії інших, особливо в умовах невизначеності. Зростання публікацій під час волатильності цін відображає групову динаміку. Концепція опору і підтримки в технічному аналізі базується на психологічних бар'єрах. Тестування рівнів підтримки та опору на графіках вказує на спільну поведінку інвесторів, які реагують на психологічні пороги. Групова динаміка або поведінка стада описує ситуацію, коли інвестори слідуєть за трендом, не враховуючи фундаментальні дані. Значні коливання публікацій у соціальних мережах під час різких змін цін вказують на групову динаміку.

Інвестори часто переоцінюють ризики, пов'язані з волатильними активами, такими як криптовалюти. На це вказує зростання кількості публікацій у моменти ринкової нестабільності. Інвестори схильні використовувати евристичні для прийняття рішень, які можуть призводити до систематичних помилок. Підвищена активність публікацій вказує на упередження підтвердження, коли інвестори шукають інформацію, яка підтверджує їхні переконання.

Отже, графік «динаміка ціни біткоїна та активності користувачів у соціальних мережах» (рис. 3.13) дозволяє зрозуміти, як психологічні і соціальні фактори впливають на формування поведінки інвесторів.

На основі проаналізованих за даними криптовалютних публікацій поведінкових метрик, ідентифіковано такі поведінкові фактори і детермінанти:

- регулятивний вплив (нові закони або нормативні документи впливають на поведінку інвесторів та попит на криптовалюти);
- сезонність та тренди (інвестори реагують на такі тенденції, приймаючи рішення про купівлю чи продаж активів);

- споживча поведінка (інвестори приймають рішення на основі своєї власної споживчої поведінки);
- вплив соціальних мереж (контент соціальних мереж впливає на погляди і думки учасників криптовалютного ринку);
- соціальний вплив (на рішення щодо інвестування в криптовалюту впливає соціальне оточення);
- лінгвістичне різноманіття (наявність комунікативних мовних навичок учасників ринку криптовалют впливає на прийняття фінансових рішень);
- психологічний вплив (емоції, страхи, сподівання впливають на поведінку учасників ринку віртуальних активів);
- взаємодія з іншими учасниками криптовалютного ринку (поширення криптовалютного контенту, участь у коментуваннях, обговореннях, дискусіях впливає на мотивацію та формує зважену поведінкову реакцію);
- вплив візуалізації (всі види візуалізації криптовалютного контенту впливають на зростання інтересу);
- вплив активності користувачів соціальних мереж на криптовалютний ринок (зміни в попиті інтересі до криптовалют впливає на їхню ціну).

Слід також зазначити, що поведінкові фактори взаємодіють між собою і формують поведінку стейкхолдерів криптовалютного ринку. Вони впливають на те, як учасники ринку криптовалют реагують на різні ситуації та приймають фінансові та інвестиційні рішення в контексті віртуальних активів.

Для прогнозування динаміки ринку віртуальних активів ефективними є комплексні моделі, що об'єднують традиційні фінансові показники з поведінковими і соціальними індикаторами. Пропонуємо підхід до побудови моделей аналізу динаміки ринку віртуальних активів з урахуванням категоризації ролей стейкхолдерів.

Використання соціальних сигналів (настроїв, частоти публікацій, згадок у ключових темах) дозволяє інтегрувати поведінкові аспекти у фінансові моделі. Для визначення категорій стейкхолдерів ринку криптовалют застосуємо комплексний підхід, що включає: хмари слів, контент-аналіз, семантичний та кількісний аналізи.

Категоризовано ролі стейкхолдерів ринку криптовалют у соціальних мережах у відповідності до концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок Б, Етап V, Крок 2). Усі платформи демонструють високу активність у темі криптовалют, що свідчить про зростання популярності цієї теми серед користувачів соціальних мереж. Слова, пов'язані з фінансами, бізнесом і технологіями, займають провідні позиції в усіх соціальних мережах, що відображає інтерес користувачів до нових економічних моделей та можливостей.

Facebook (рис. 3.14) є платформою з великою аудиторією, де користувачі широко обговорюють теми фінансових платежів та цифрових активів. Користувачі (платники) представляють широку аудиторію споживачів і користувачів, які цікавляться використанням криптовалют як засобу обміну або платежів. Через групи та обговорення на тему цифрових валют, платники часто зосереджуються на зручності криптовалют як платіжного засобу, їхній доступності та способах впровадження у повсякденне життя. Для цієї категорії криптовалюти є не стільки інвестицією, скільки інструментом, що спрощує транзакції, обминаючи традиційні банківські інституції.

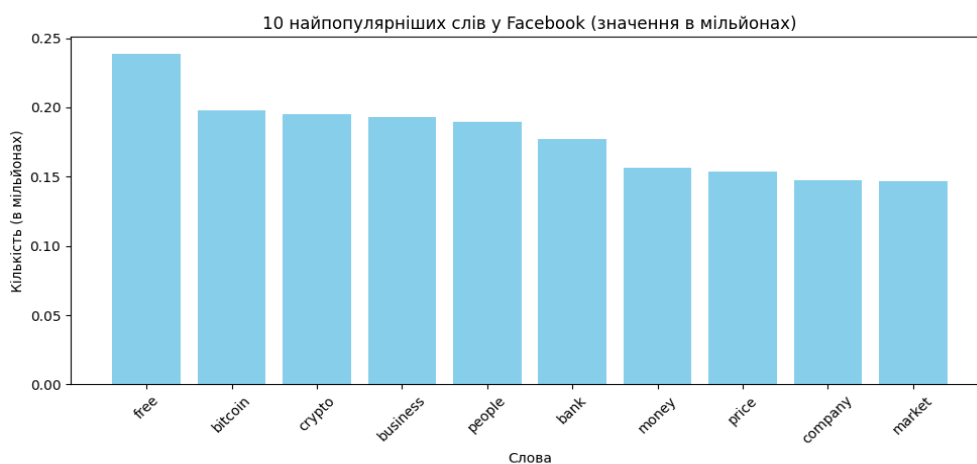


Рис. 3.14. Топ 10 найпопулярніших слів у Facebook (розроблено автором)

Instagram (рис. 3.15), будучи платформою для візуального контенту, є місцем для популяризації NFT (невзаємозамінних токенів) та інвестицій у цифрове мистецтво. Інфлюенсери в Instagram мають значний вплив на формування інтересу до криптовалютних проєктів, зокрема до NFT, які стали важливою складовою цифрової економіки.

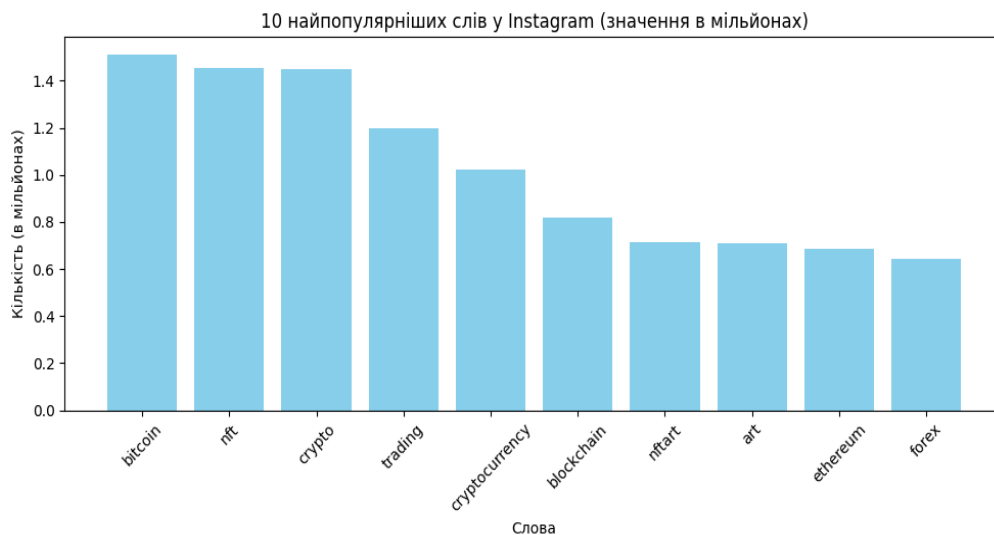


Рис. 3.15. Топ 10 найпопулярніших слів в Instagram (розроблено автором)

Instagram дозволяє інвесторам та мистецьким ентузіастам взаємодіяти з візуально привабливими активами, що є ключовим аспектом для тих, хто сприймає криптовалюту як інструмент інвестицій в мистецтво та спосіб підтримки художників і культурних проєктів. Саме візуальна складова робить Instagram ідеальною платформою для розвитку ідеї криптовалют як мистецьких та інвестиційних об'єктів.

LinkedIn (рис. 3.16), будучи платформою для професійних мереж, надає можливості для обговорення криптовалют не стільки як фінансового активу, а як технології з великим потенціалом для впровадження у різні галузі. Тут можна знайти майнерів, розробників та спеціалістів із блокчейн-технологій, які досліджують і впроваджують криптовалюту з метою розвитку інноваційних рішень. На LinkedIn обговорюються переваги блокчейн-інфраструктури для бізнесу та корпоративних додатків, таких як смарт-контракти, прозорість транзакцій і безпечне зберігання даних. Тому для LinkedIn ключовими є аспекти

технологічного розвитку та довгострокового впливу блокчейн-рішень на різні індустрії.

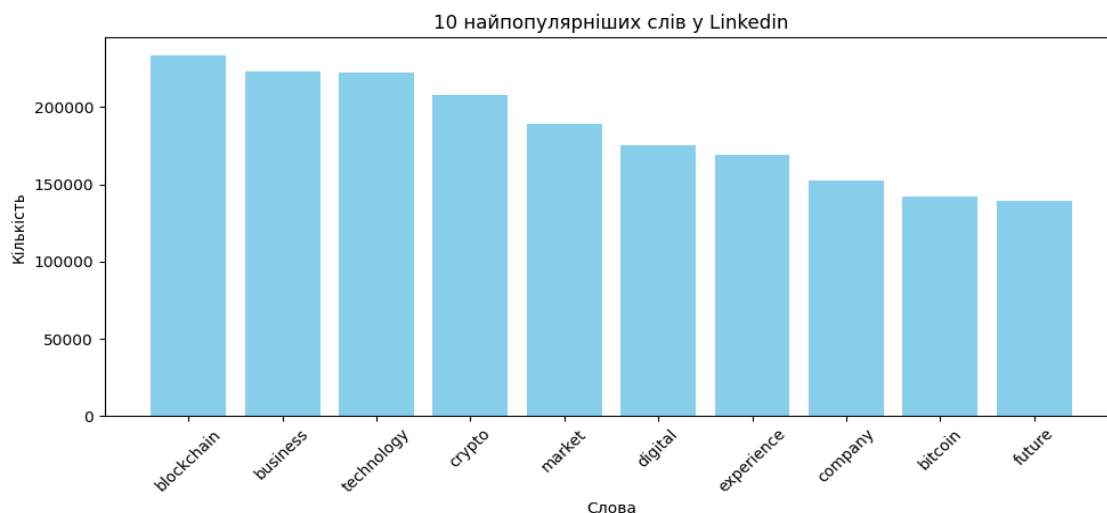


Рис. 3.16. Топ 10 найпопулярніших слів в LinkedIn (розроблено автором)

ТікТок (рис. 3.17) надає можливість доносити інформацію максимально просто та в популярному форматі, що дозволяє ефективно поширювати знання про криптовалюту серед молодшої аудиторії, яка активно цікавиться трендами та інвестиційними можливостями. Трейдери тут часто створюють контент, спрямований на короткі, чіткі поради або новини про ринок криптовалют. Через короткі відеоролики ця платформа сприяє популяризації та розповсюдженню криптовалют, показуючи аудиторії, як просто долучитися до ринку.

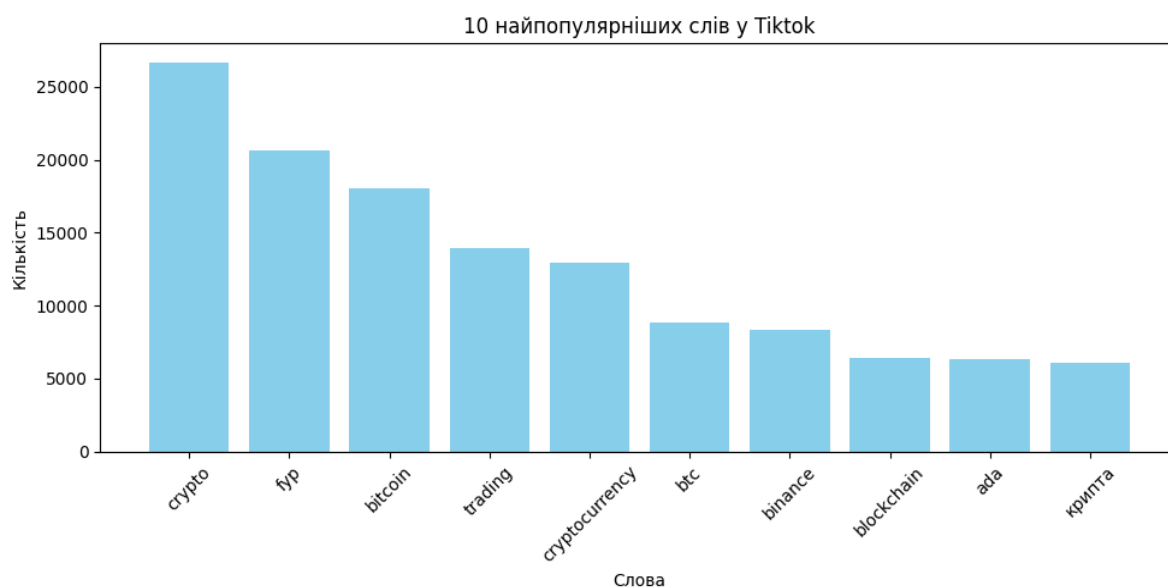


Рис. 3.17. Топ 10 найпопулярніших слів у TikTок (розроблено автором)

Формат TikTok є ідеальним для демонстрації простих кроків, основних понять і миттєвих тенденцій, що робить платформу зручною для новачків і для тих, хто бажає швидко долучитися до ринку.

Twitter (рис. 3.18) є швидким джерелом новин і оперативних трендів у криптовалютному просторі, що робить його основною платформою для обговорення актуальних подій. Інвестори та члени ком'юніті криптовалют активно взаємодіють, обговорюючи останні новини, інсайти та майбутні напрямки ринку. Twitter особливо цінний через можливість швидко дізнаватися про зміни та дії, що можуть впливати на ринкові настрої та тенденції. Об'єднуючи велику кількість учасників ринку, Twitter створює середовище для миттєвих обговорень і поширення інформації, що робить її важливим інструментом для аналізу реакції інвесторів на новини, а також виявлення нових ринкових трендів.

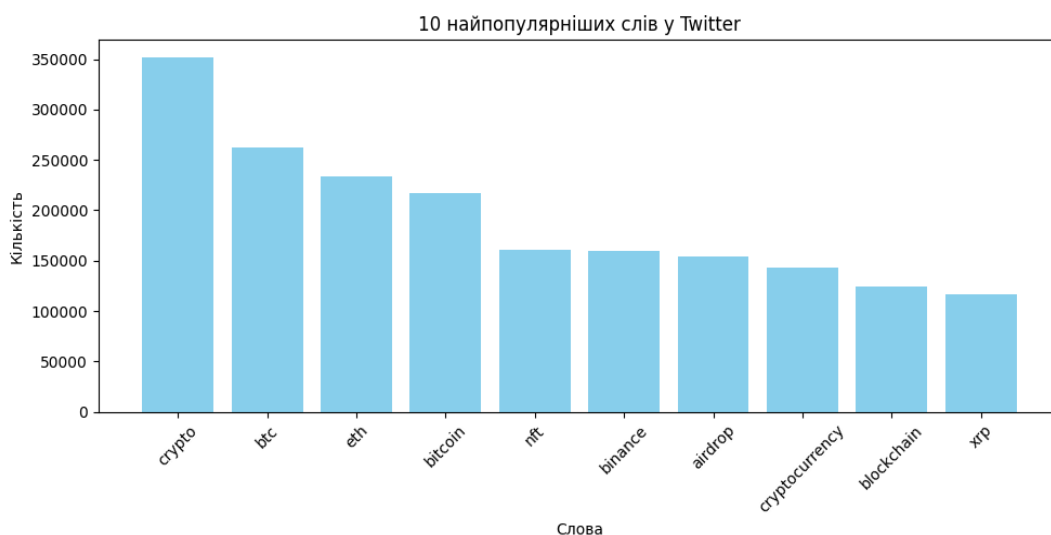


Рис. 3.18. Топ 10 найпопулярніших слів у Twitter (розроблено автором)

З метою візуалізації по кожній соціальній мережі побудовані хмари слів (табл. 3.4). В ході дослідження проаналізовано найпопулярніші слова, які є спільними для кількох платформ [153, 157]. Термін «Bitcoin» зустрічається на всіх платформах, що свідчить про його значну популярність і важливість у дискусіях про криптовалюту. Як загальний термін для криптовалют, «crypto» має високу частоту в обговореннях на Facebook, Instagram, TikTok і Twitter.

Таблиця 3.4

### Порівняння популярних слів у соціальних мережах за хмарами слів

Facebook	<p>Найпопулярніше слово «free» свідчить про значну зацікавленість користувачів у безкоштовних пропозиціях та акціях.</p> <p>Слова «bitcoin», «crypto», «business» та «people» вказують на активне обговорення теми криптовалюти, бізнесу та соціальних питань у публікаціях.</p>
TikTok	<p>Слово «crypto» має найвищий показник, вказує на активну молодіжну аудиторію.</p> <p>Високі показники для слова «trading» підтверджують, що TikTok є платформою для обговорення фінансових стратегій і торгових можливостей у сфері криптовалюти.</p>
Instagram	<p>Домінують слова, пов'язані з криптовалютами, такими як «bitcoin», «nft», «crypto», що свідчить про активний інтерес до віртуальних активів.</p> <p>Збільшена кількість згадувань терміна «nft» підкреслює зростаючу популярність цифрового мистецтва та токенизації активів.</p>
Twitter (X)	<p>Домінують терміни, пов'язані з криптовалютами, такі як «crypto» та «btc», оскільки він використовується для швидкого обміну інформацією та новинами про активи.</p> <p>Термін «airdrop» відображає популярність нових ініціатив у криптоіндустрії, і зацікавленість користувачів у безкоштовних токенах.</p>
LinkedIn	<p>У LinkedIn домінує слово «blockchain», що підкреслює професійний інтерес до технологій блокчейн та їх впливу на бізнес.</p> <p>Слова «business», «technology» і «market» підкреслюють підприємницький дух та зацікавленість у нових технологіях у бізнес-середовищі.</p>

*Розроблено автором*



Отже, користувачі активно обговорюють не тільки Bitcoin, але й інші цифрові активи. Згадки про «blockchain» спостерігаються на LinkedIn та Facebook. Термін «blockchain» підкреслює технологічний аспект криптовалют, що є важливим для професійних та бізнес-користувачів, які цікавляться впливом технології на різні індустрії. Слово «nft» з'являється в публікаціях на Instagram та Twitter, що вказує на активне обговорення теми цифрового мистецтва та токенизації активів серед молодіжної аудиторії.

Крім того, проведений аналіз частотності повторюваних слів [116]. Багато слів, пов'язаних з фінансами та бізнесом, таких як «money», «business», «market» повторюються на різних платформах. Слова «trading» та «exchange» вказують на інтерес до можливостей торгівлі криптовалютами, що особливо актуально на платформах, де обговорюються фінансові стратегії та інвестиції.

У таблиці 3.5 відображена матриця відстаней між словами. Наприклад, відстань між «free» та «bitcoin» становить приблизно 31,03, що вказує на певну схожість контекстів, у яких вони використовуються. Чим менше значення відстаней, тим ближчими є два слова в контексті, що вказує на їх тематичну спорідненість.

Таблиця 3.5

### Матриця відстаней між словами

	free	bitcoin	crypto	business	people	bank	money	price	company	market
free	0.000000	31.027910	29.768106	29.773521	28.748751	31.458071	28.152840	30.699009	29.845007	30.071079
bitcoin	31.027910	0.000000	21.946999	29.581656	32.028416	25.588301	25.184839	30.356783	26.405872	28.591011
crypto	29.768106	21.946999	0.000000	23.262535	29.559189	25.719515	23.929152	28.822397	23.533211	21.645424
business	29.773521	29.581656	23.262535	0.000000	28.204681	23.598856	24.288906	32.837788	18.363152	23.675772
people	28.748751	32.028416	29.559189	28.204681	0.000000	31.066917	26.751009	33.434654	27.519814	30.509523
bank	31.458071	25.588301	25.719515	23.598856	31.066917	0.000000	22.081640	30.758242	22.496828	26.538015
money	28.152840	25.184839	23.929152	24.288906	26.751009	22.081640	0.000000	31.812677	25.204815	28.310947
price	30.699009	30.356783	28.822397	32.837788	33.434654	30.758242	31.812677	0.000000	26.724968	21.973392
company	29.845007	26.405872	23.533211	18.363152	27.519814	22.496828	25.204815	26.724968	0.000000	22.473856
market	30.071079	28.591011	21.645424	23.675772	30.509523	26.538015	28.310947	21.973392	22.473856	0.000000

*Розроблено автором*

Терміни «bitcoin» і «crypto», мають відстань 21,95, що вказує на високу ступінь близькості в контекстах використання. «business» та «price» (відстань 32,84), демонструють більшу віддаленість, отже ці слова не завжди вживаються у тісному зв'язку в текстах, що вказує на окремі сфери застосування – бізнес-аналіз та цінові коливання. «Money» та «price» мають менші відстані у порівнянні з іншими термінами, такими як «buy» та «sell», що вказує на зв'язок між фінансовими операціями та загальною ринковою активністю. Отже, аналіз відстаней між словами в даній матриці дозволяє краще зрозуміти структуру використання криптовалютної лексики в соціальних мережах.

На представлених графіках (рис. 3.19) видно періодичні сплески у вживанні слова «bitcoin», особливо в травні 2023 року. Частота вживання терміна «криптовалюта» є більш стабільною, з незначними коливаннями. Нормалізовані графіки частоти вказують на те, що у певні періоди, особливо в травні, інтерес до терміна «криптовалюта» значно зріс в порівнянні з «bitcoin».



Рис. 3.19. Динаміка згадувань слів «біткоїн» і «криптовалюта» у публікаціях Facebook та їхнє порівняння з ціною Bitcoin у 2023 році (розроблено автором)

Візуалізація, представлена на рисунку 3.20, показує відстані між топ-10 словами на основі моделі Word2Vec і дозволяє виявити семантичні зв'язки між ключовими словами, та їх відношення до основних фінансових понять. Слід також зазначити, що аналіз частоти слів та їх семантичної близькості є основою для формування ефективних комунікаційних та маркетингових стратегій. Знання того, які терміни часто вживаються разом, дозволяє створювати контент, що відповідає інтересам цільової аудиторії.

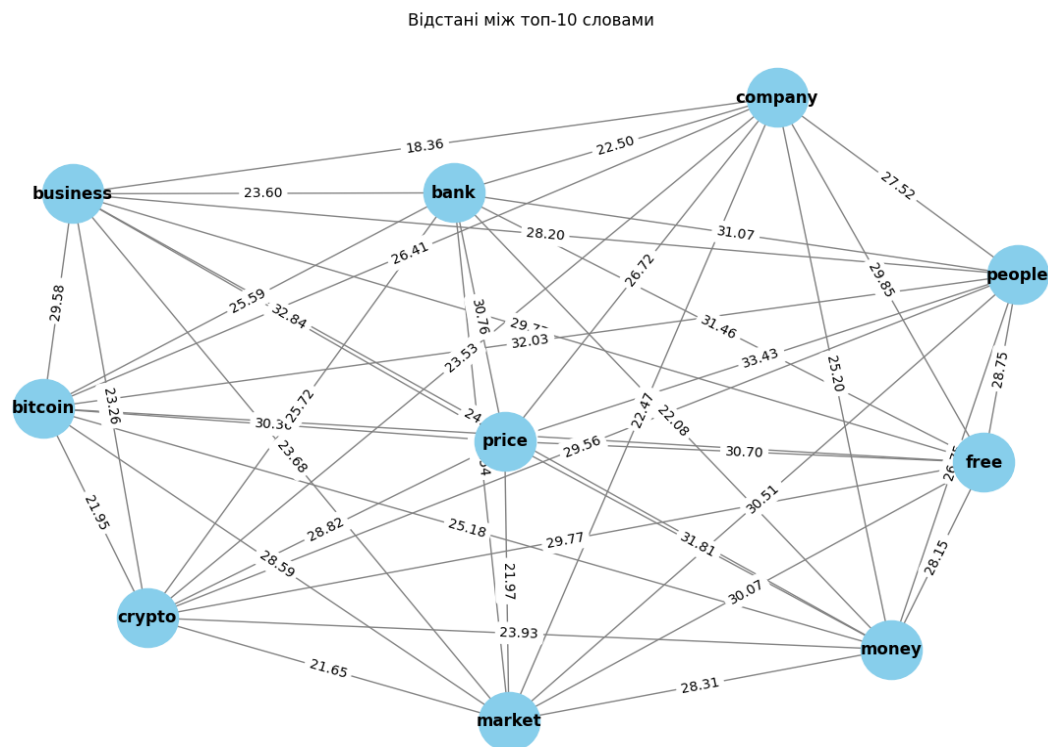


Рис. 3.20. Семантичні відстані між топ-10 ключовими словами  
(розроблено автором)

Візуалізація семантичних зв'язків також може бути корисною для відстеження динаміки змін у тематиці обговорень з часом. Наприклад, спостереження за зміною популярності терміна «crypto» у порівнянні з «bitcoin» вказує на зміну тенденцій на ринку або появу нових інтересів серед аудиторії. Такий моніторинг дозволяє швидко реагувати на зміну настроїв і відповідно адаптувати стратегії, зберігаючи актуальність та конкурентоспроможність. Аналіз взаємозв'язків між термінами дозволяє ідентифікувати важливі тренди і передбачити напрями розвитку ринку.

Аналіз матриці відстаней між словами «buy», «sell» та «bitcoin» (рис. 3.21) дозволяє оцінити семантичну близькість цих термінів у контексті соціальних медіа-публікацій. Невелика відстань між словами «buy» та «sell» (18) вказує на їх тісний семантичний зв'язок і часто спільне використання, що відображає загальну тематику фінансових операцій та торгових стратегій. Це свідчить про інтерес користувачів до дій, пов'язаних з купівлею та продажем активів.

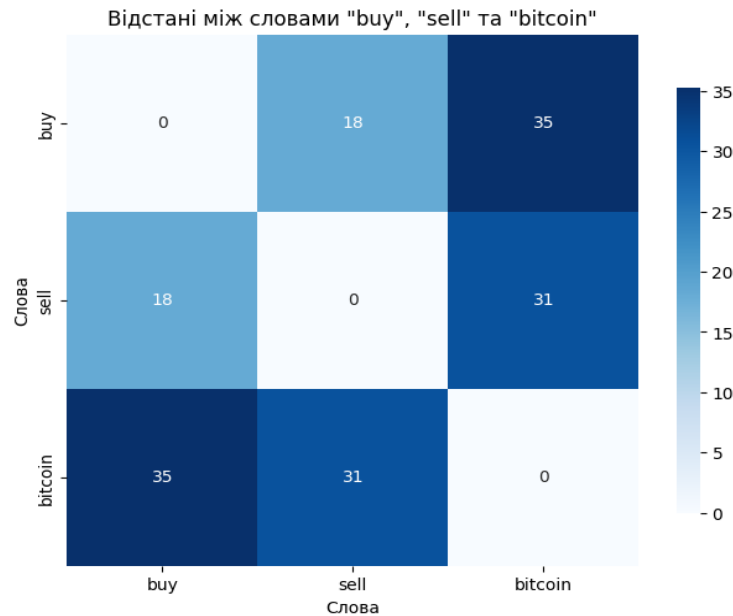


Рис. 3.21. Матриця відстаней між словами «buy», «sell» та «bitcoin»  
(розроблено автором)

Графік частоти слів «sale» (рис. 3.22) показує, що їх використання в публікаціях Facebook було досить стабільним протягом 2023 року із значними піками, особливо в квітні 2023 року. Графік свідчить про певні події або кампанії, які стимулювали дискусії на цю тему. У свою чергу, частота слів «buy» є менш стабільною, зі значними коливаннями та сплесками, що пов'язані з конкретними акціями, промоціями або змінами на ринку криптовалют. Нормалізовані графіки показують, що частота слів «sale» і «buy» рухаються в подібних тенденціях, але з різною інтенсивністю. Нормалізовані значення ціни Bitcoin також вказують на те, що коливання в частоті слів «sale» та «buy» пов'язані зі змінами в ціні біткоїна. Наприклад, під час значних коливань ціни спостерігаються сплески у згадуваннях.

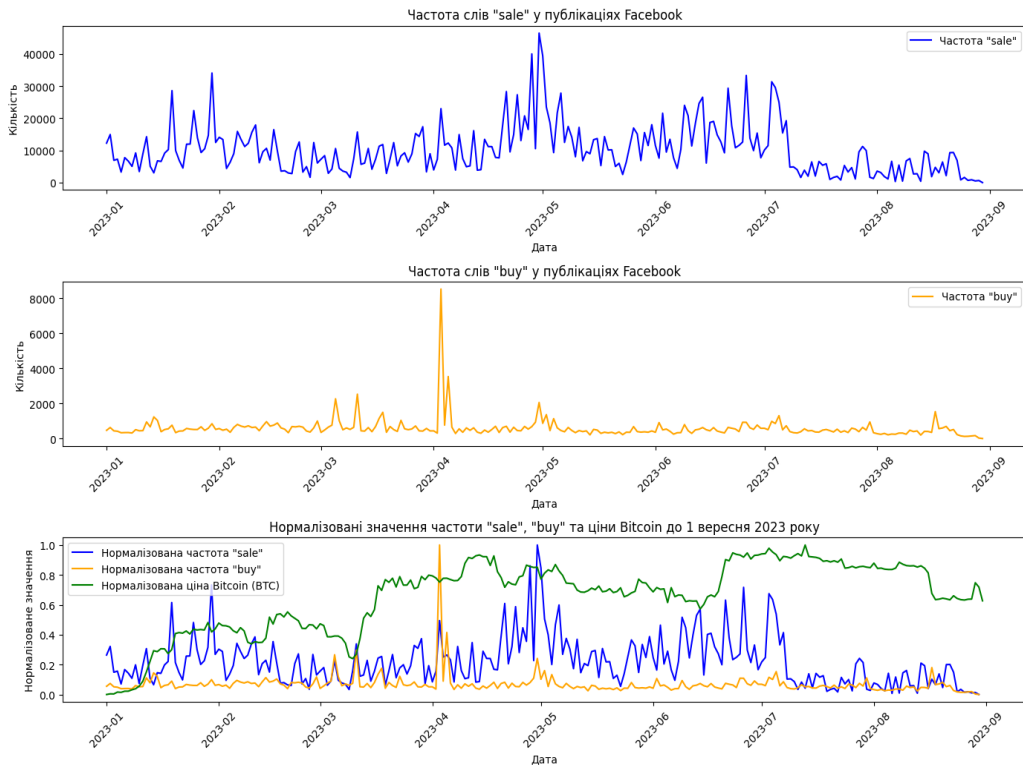


Рис. 3.22. Частота згадувань слів «sale», «buy» та ціни Bitcoin у публікаціях Facebook (розроблено автором)

Поведінкова економіка віртуальних активів пропонує нові аспекти для розуміння того, як поведінкові фактори впливають на інвестиційні рішення. Проведення кореляційного аналізу між ціною біткоїна і кількістю публікацій користувачів соціальних мереж, є доцільним кроком для виявлення існуючих взаємозв'язків. З метою дослідження та оцінки сили цього зв'язку було обрано кілька моделей, які дозволяють виявити особливості поведінки змінних та їхній вплив на прогнозування:

- лінійна регресія для визначення прямої залежності між активністю в соціальних мережах та ціною біткоїна;
- багатофакторна лінійна регресія, що враховує вплив кількох факторів одночасно, дозволяючи оцінити сукупний вплив соціальних метрик;
- поліноміальна модель для виявлення нелінійних взаємозв'язків між змінними;

— дерево рішень як інтерпретаційний інструмент, що допомагає візуалізувати ієрархію факторів, що впливають на ціну;

— випадковий ліс як ансамблева модель, здатна обробляти велику кількість змінних і показувати більш точні результати при наявності високої волатильності.

Обрані моделі забезпечують комплексний підхід до аналізу та дозволяють виявити як лінійні, так і нелінійні залежності. Такий підхід сприяє розумінню впливу поведінкових факторів стейкхолдерів на ринок криптовалют і створює передумови для більш точного прогнозування ціни біткоіна.

Згідно концептуальної схеми дослідження проведений аналіз метрик поведінкових факторів (табл. 2.1, Блок Б, Етап V, Крок 3). У рамках кореляційного аналізу [88] використано числові змінні, які мають вплив на зміну вартості біткоіна.

До множини змінних, релевантних для кореляційного аналізу, належать:

- `close` – ціна біткоіна;
- `created_time` – дата створення публікації;
- `play_count` – кількість переглядів;
- `share_count` – кількість поширень;
- `digg_count` – кількість «лайків»;
- `comment_count` – кількість коментарів.

Параметри, виключені з кореляційного аналізу (категоріальні, текстові та булеві змінні): `author_username`, `author_id`, `hashtags`, `lang`, `id`, `text`, `is_ad`, `is_for_friend`, `is_stitch_enabled`, `is_original_item`, `is_duet_enabled`, `is_share_enabled`, `is_official_item`.

Матриця кореляцій між метриками TikTok і ціною біткоіна (табл. 2.1, Блок Б, Етап V, Крок 4) наведена на рис. 3.23.

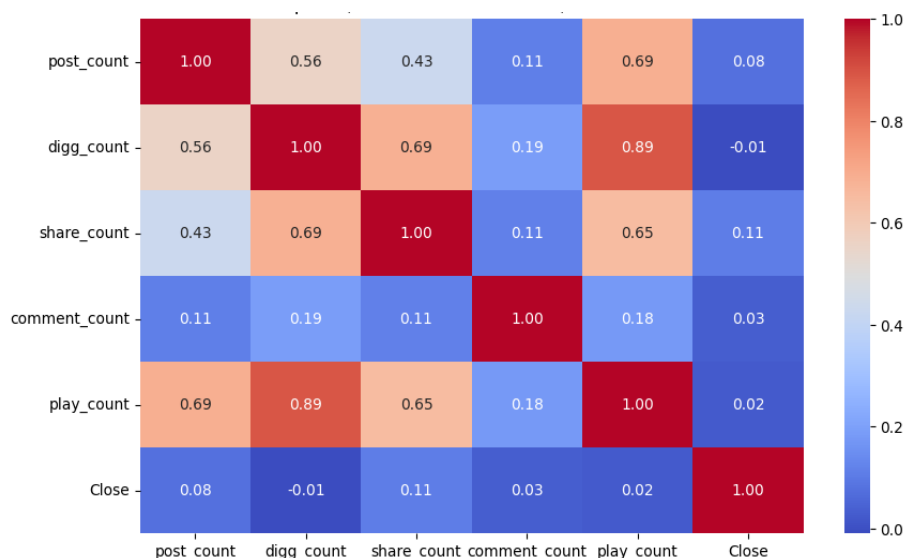


Рис. 3.23. Кореляційна матриця між метриками ТікТок та ціною біткоїна  
(розроблено автором)

Аналіз даних, наведених на рис. 3.23, показує, що метрики активності стейкхолдерів ринку віртуальних активів у соціальній мережі ТікТок, такі як кількість публікацій, вподобань, репостів, коментарів і переглядів, не мають значного лінійного зв'язку з ціною біткоїна. Сильний кореляційний зв'язок (0,89) між соціальними показниками play\_count і digg\_count, більша кількість вподобань корелює з більшою кількістю переглядів. Share\_count і digg\_count – позитивний зв'язок (0,69). Play\_count і post\_count мають кореляцію (0,69). Comment\_count – слабка кореляція з іншими показниками, коментарі не завжди є показником популярності контенту в порівнянні з вподобаннями та поширеннями. Отже, соціальні метрики демонструють високий ступінь взаємної кореляції, але слабку лінійну залежність із ціною біткоїна (рис. 3.23-3.24).

Аналіз регресійних моделей у прогнозуванні цін на біткоїн проведений у відповідності до концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок Б, Етап V, Крок 5). Лінійна регресія належить до категорії методів машинного навчання з наглядом, оскільки використовуються дані з відомими значеннями (активність у соцмережах і реальні ціни біткоїна) для навчання моделі. Вхідні дані було розподілено на дві вибірки: навчальну (80%) і тестову (20%). Навчання моделей здійснювалося на основі навчальної вибірки для виявлення взаємозв'язку між

незалежними змінними (активність у соціальній мережі TikTok) та залежною змінною (ціна біткоїна). Після етапу навчання моделі використано для прогнозування ціни біткоїна на основі тестової вибірки. Точність моделей оцінювалася за допомогою метрик MSE і MAE.

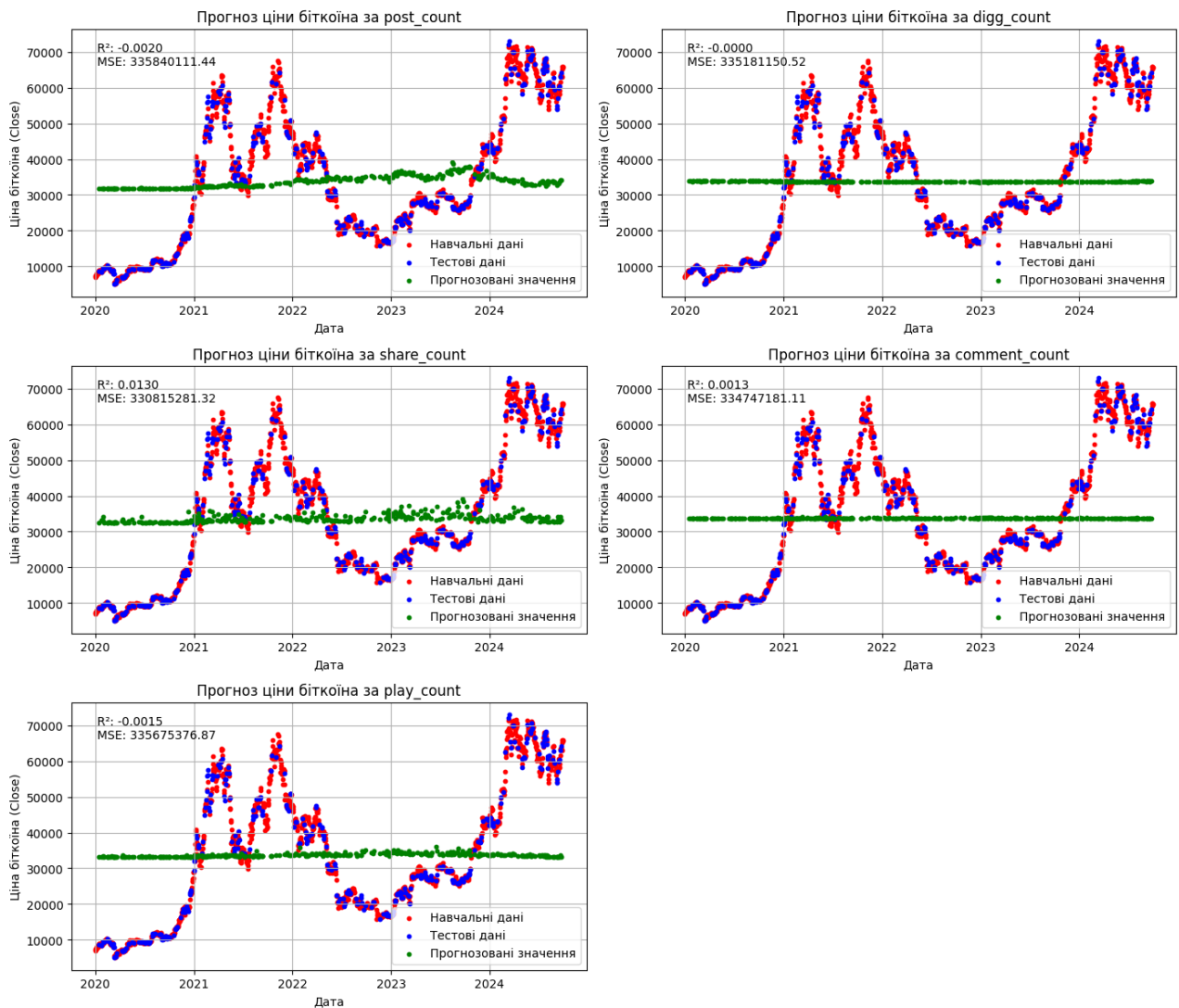


Рис. 3.24. Лінійні моделі прогнозування ціни біткоїна з урахуванням активності в соціальній мережі TikTok (розроблено автором)

Отримані значення коефіцієнта детермінації  $R^2$  для всіх моделей є низькими (близькими до нуля або від'ємними), що свідчить про недостатню пояснювальну здатність лінійної регресійної моделі щодо ціни біткоїна за соціальними показниками TikTok (рис. 3.24). Результати моделювання вказують на те, що лінійна регресійна модель не забезпечує адекватного пояснення



варіативності ціни біткоіна. Високі значення MSE для всіх моделей підтверджують їхню низьку прогностичну ефективність.

Прогнозовані значення майже утворюють горизонтальну лінію навколо певного середнього рівня (близько 30 000–35 000 USD), тоді як реальні дані демонструють значну волатильність ціни біткоіна. Модель «не вловлює» динаміку ринку. Отже, проведений аналіз вказує на обмеження лінійної регресії для прогнозування ціни біткоіна на основі соціальних показників TikTok.

З метою визначення можливої взаємодії між показниками варто застосувати багатofакторну лінійну регресію (рис. 3.25). Вона дозволяє оцінити комплексний вплив соціальних метрик і виявити потенційні кореляції, які не спостерігаються при аналізі кожного показника окремо.

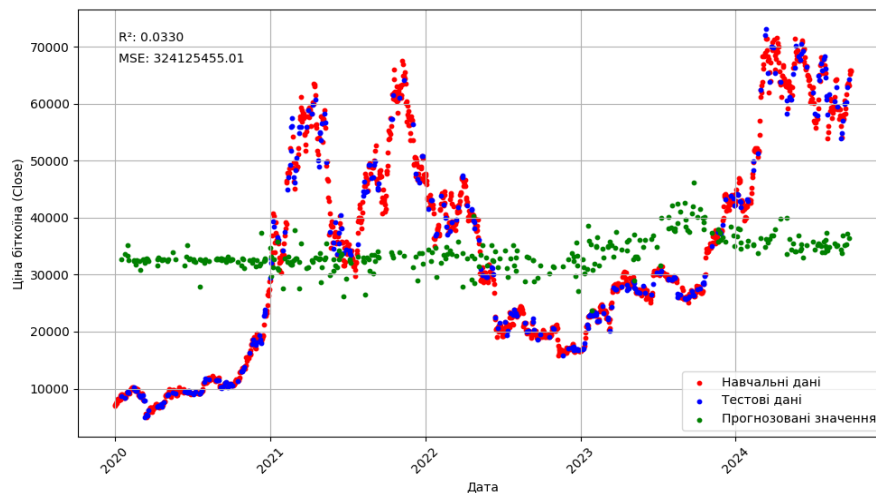


Рис. 3.25. Багатofакторна лінійна регресія для аналізу динаміки ціни біткоіна  
(розроблено автором)

Побудована модель пояснює лише 3,3% варіативності ціни біткоіна на основі соціальних показників TikTok, таких як `post_count`, `digg_count`, `share_count`, `comment_count` і `play_count`. Високі значення середньоквадратичної помилки ( $MSE = 324\,125\,455$ ) вказує на значні похибки прогнозу. Аналіз результатів прогнозування показує, що модель здебільшого відображає середнє значення ціни біткоіна (30 000–35 000 USD), не враховуючи його високу ринкову волатильність.

Аналіз отриманих прогнозів багатofакторної лінійної регресії вказує на її обмежену придатність для дослідження високоволатильного криптовалютного ринку. Нездатність моделі відображати значні цінові коливання та її схильність до усередненого прогнозування підкреслюють необхідність застосування більш гнучких методів, що враховують нелінійні взаємозв'язки.

Для подальшого аналізу буде використана поліноміальна модель, яка здатна більш точно описати нелінійні зв'язки між активністю користувачів у соціальних мережах та динамікою ціни біткоїна. Для побудови моделі поліноміальної регресії (рис. 3.26) як вхідні змінні використано  $\text{post\_count}$ ,  $\text{post\_count}^2$  та  $\text{post\_count}^3$ . Вхідні дані були розділені на навчальну (80%) та тестову (20%) вибірки з метою оцінки ефективності моделі.

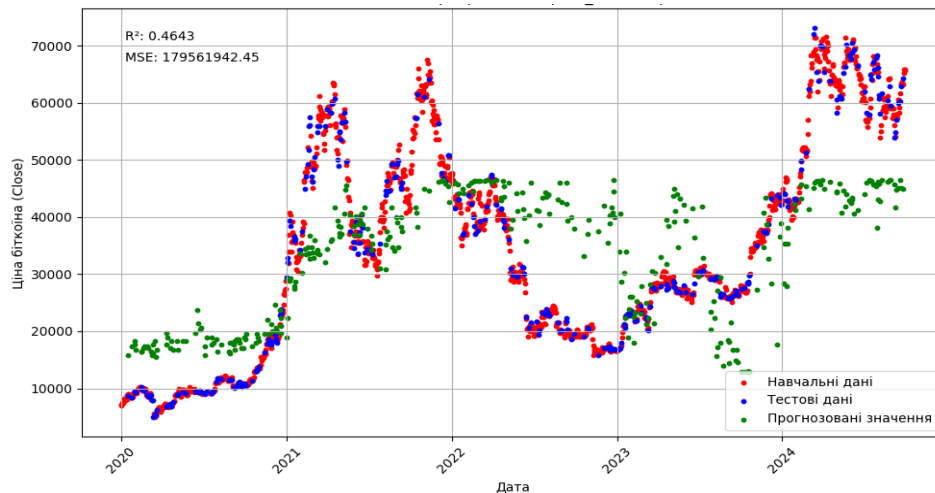


Рис. 3.26. Поліноміальна регресія для аналізу динаміки ціни біткоїна  
(розроблено автором)

Результати поліноміального регресійного аналізу демонструють вищий рівень пояснювальної здатності у порівнянні з лінійною регресією, що відображається в збільшенні коефіцієнта детермінації до  $R^2=0,4643$ . Це свідчить про часткове пояснення змін у ціні біткоїна на основі  $\text{post\_count}$  та його степеневих компонентів. Додатково, зменшення середньоквадратичної помилки ( $MSE = 179\,561\,942$ ) у порівнянні з лінійною моделлю вказує на покращене наближення трендів у даних. Аналіз прогнозованих значень свідчить про їх

більшу відповідність реальним тестовим даним у порівнянні з лінійною регресією, особливо в період 2021–2022 років. Поліноміальна модель краще відтворює динаміку коливань ціни біткоїна, однак у певні моменти (наприклад, на початку 2021 року) вона все ще демонструє обмежену точність у прогнозуванні різких змін.

Наступним етапом дослідження (табл. 2.1, Блок Б, Етап V, Крок 6) є застосування алгоритму дерева рішень, що забезпечує адаптацію до змін у структурі даних і дозволяє враховувати нелінійні взаємозв'язки між різними факторами. На рис. 3.27 представлені результати прогнозування ціни біткоїна за допомогою цього підходу: синя лінія відображає згладжені фактичні ціни, а червона – прогнозовані значення. Виявлено, що загальні тренди обох кривих є подібними, що підтверджує здатність моделі коректно ідентифікувати напрямок руху цін. У період 2020–2021 років модель вдало передбачила тренд зростання, однак із 2022 року прогнозовані ціни демонструють вищу волатильність порівняно з фактичними даними. Значення MAE становить 11 356, що свідчить про те, що в середньому модель відхиляється від фактичних значень на цю величину. MSE становить 258 687 896, що вказує на загальний масштаб помилок, підвищуючи чутливість до великих відхилень.

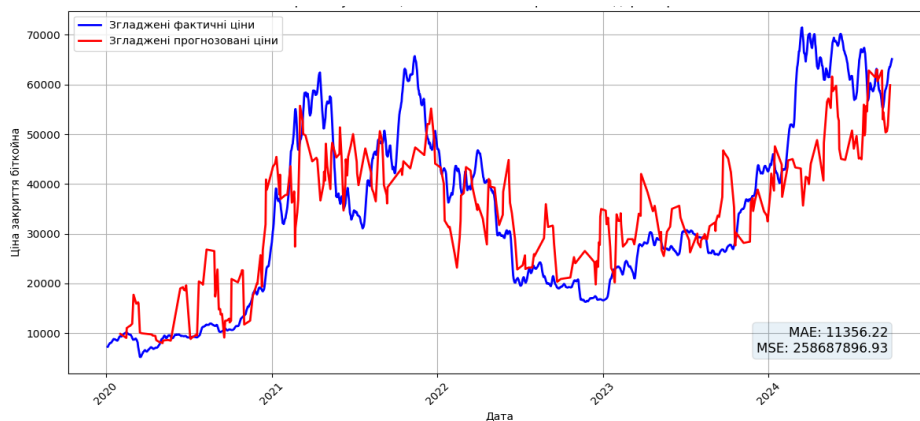


Рис. 3.27. Дерево рішень для аналізу динаміки ціни біткоїна  
(розроблено автором)

Попередній етап дослідження показав, що модель дерева рішень [141] здатна частково відобразити динаміку ціни біткоїна, проте її прогностична

точність знижувалася у періоди ринкової волатильності. Для покращення стабільності прогнозів і врахування складніших взаємозв'язків між змінними було побудовано модель випадкового лісу [59, 73], яка завдяки ансамблевій природі забезпечує більш точні результати.

Відповідно до концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок Б, Етап V, Крок 6), було проведено оцінку точності та ефективності моделей. Графік (рис. 3.28) відображає порівняння фактичних та прогнозованих цін біткоїна за період 2020–2024 років. Фактичні ціни характеризують реальний розвиток ринку, тоді як прогнозовані значення отримані на основі моделі випадкового лісу. Динаміка фактичних цін демонструє циклічні коливання, з вираженим зростанням у 2021 році та спадом у 2022–2023 роках. Хоча прогнозовані значення загалом відтворюють основні тенденції, вони мають певні відхилення від реальних даних. Значення MAE становить 8 591, MSE – 1 408 169 999. Аналіз отриманих метрик свідчить, що модель випадкового лісу є найбільш точною серед розглянутих методів прогнозування.

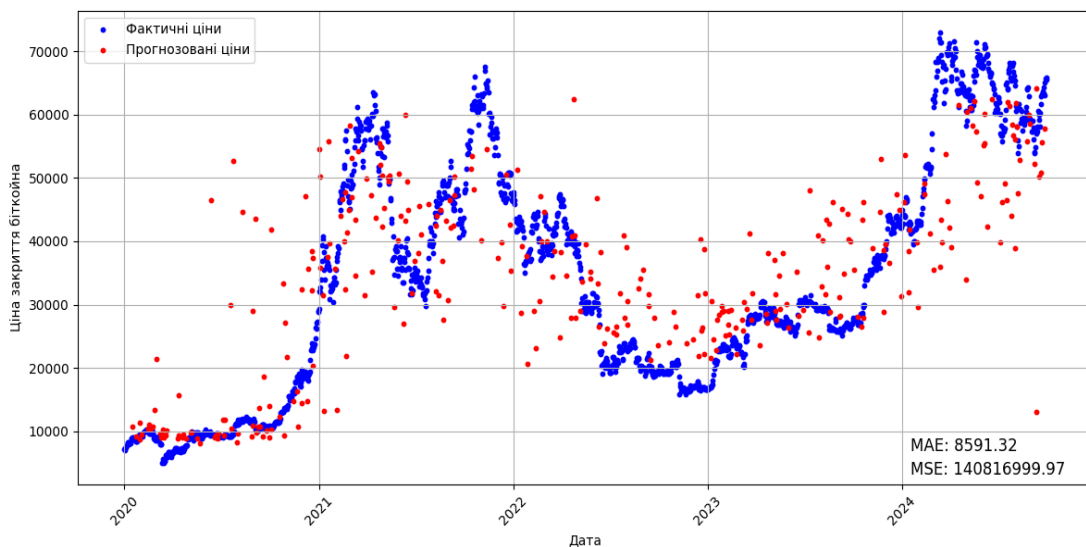


Рис. 3.28. Випадковий ліс для аналізу динаміки ціни біткоїна  
(розроблено автором)

Результати дослідження підтверджують необхідність врахування поведінкових факторів та активності стейкхолдерів у прогнозуванні вартості криптовалют. Проведений комплексний аналіз моделей ринкової динаміки

показав слабку лінійну залежність між соціальними метриками та ціною біткоїна. Лінійна регресія виявилася неефективною через нелінійний характер змін на криптовалютному ринку. Поліноміальна регресія продемонструвала вищу точність порівняно з лінійною моделлю, тому що дозволяє врахувати нелінійні взаємозв'язки. Найвищу точність прогнозування продемонстрували моделі дерева рішень та випадкового лісу.

### 3.3. Інтеграція поведінкових метрик із соціальних мереж у прогнозування криптовалютного ринку

У попередньому параграфі реалізовано моделювання взаємозв'язків між активністю користувачів соціальних мереж та ринковими коливаннями (табл. 2.1, Блок Б, Етап V), які дозволили проаналізувати метрики поведінкових детермінант, визначити кореляції між ними та ціною біткоїна, побудувати моделі прогнозування на основі методів машинного навчання. У завершальному параграфі дисертаційного дослідження інтегруємо проаналізовані поведінкові метрики із соціальних мереж для окремих категорій стейкхолдерів ринку віртуальних активів з метою удосконалення стратегій прогнозування (табл. 2.1, Блок Б, Етап VI).

Аналіз побудованих моделей для різних категорій стейкхолдерів у відповідності до концептуальної схеми дослідження (табл. 2.1, Блок Б, Етап VI, Крок 1). На основі графіків цін на біткоїн і кількості публікацій у соціальних мережах побудовані моделі прогнозування динаміки ринку криптовалют (рис. 3.29).

Модель, побудована на основі множинної лінійної регресії (рис. 3.29), має на меті дослідити вплив активності у соціальних мережах на зміну ціни біткоїна. У ній розглядаються кількісні показники публікацій на таких платформах, як Facebook, Instagram, Twitter, TikTok та LinkedIn, які виступають незалежними

змінними. Аналіз таких даних дозволяє оцінити кореляційні залежності між кількістю публікацій і коливаннями ціни біткоїна, що є індикатором для розуміння настроїв ринку. Застосування регресійної моделі також дає змогу зробити прогнози цінових змін біткоїна, виходячи з динаміки соціальної активності, що має важливе значення для інвесторів і аналітиків у сфері криптовалют.

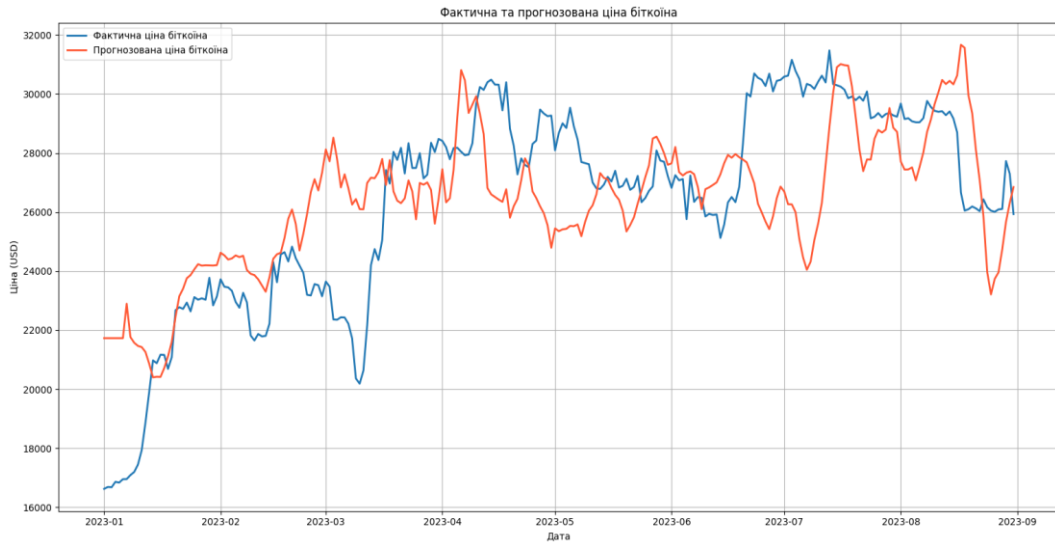


Рис. 3.29. Прогнозування ціни біткоїна за допомогою множинної лінійної регресії на основі активності в соціальних мережах (розроблено автором)

Отриманий коефіцієнт детермінації (R-squared) для побудованої моделі становить 0,431 та вказує на те, що частина варіацій ціни біткоїна пояснені змінами в кількості публікацій у соціальних мережах (рис. 3.30). Це свідчить про помірну здатність моделі відображати залежність ціни біткоїна від кількості публікацій, тобто є фактори, що також впливають на ціну, але не враховані в моделі.

Низькі значення p-value для всіх змінних (менше 0,05) вказують на статистичну значущість кожного з показників кількості публікацій для пояснення варіацій ціни біткоїна. Публікації в соціальній мережі Twitter мають найбільший вплив на ціну. В Facebook – вплив негативний, тоді як публікації в усіх інших соціальних мережах мають позитивний вплив.

```

[*****100%*****] 1 of 1 completed
      OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:      bitcoin_price  R-squared:          0.431
Model:              OLS           Adj. R-squared:     0.419
Method:             Least Squares  F-statistic:        35.89
Date:               Sun, 06 Oct 2024  Prob (F-statistic):  2.77e-27
Time:               23:17:18       Log-Likelihood:     -2258.9
No. Observations:  243           AIC:                4530.
Df Residuals:       237           BIC:                4551.
Df Model:           5
Covariance Type:   nonrobust
=====
                    coef    std err          t      P>|t|      [0.025    0.975]
-----
const              2.173e+04   786.871     27.614    0.000    2.02e+04   2.33e+04
facebook_posts     -2.4642         0.398     -6.189    0.000    -3.248    -1.680
instagram_posts    0.0631         0.011     5.909    0.000     0.042     0.084
twitter_posts      0.6757         0.073     9.319    0.000     0.533     0.819
tiktok_posts       7.4402         2.442     3.047    0.003     2.630    12.250
linkedin_posts     0.3688         0.083     4.436    0.000     0.205     0.533
=====
Omnibus:           0.919   Durbin-Watson:      0.100
Prob(Omnibus):     0.632   Jarque-Bera (JB):   1.034
Skew:              -0.117   Prob(JB):           0.596
Kurtosis:          2.782   Cond. No.           1.18e+05

```

Рис. 3.30. Результати регресійного аналізу для оцінки впливу соціальних мереж на ціну біткоїна (розроблено автором)

На графіку 3.29, що порівнює фактичну і прогнозовану ціну біткоїна, червоний графік відображає прогнозовані значення і має певну кореляцію із синім графіком фактичних значень. Проте помітні відхилення, що вказують на недосконалість моделі в окремі періоди. Побудована регресійна модель підтверджує вплив активності в соціальних мережах на ціну біткоїна, проте демонструє, що це лише частина факторів, які визначають ринкову динаміку криптовалюти. Для покращення точності передбачень доцільно додатково враховувати інші фактори, такі як новини про ринок, зміни в регулюванні або глобальні економічні події.

Поліноміальна регресія [160] дозволяє враховувати нелінійні зв'язки між залежною і незалежними змінними (табл. 2.1, Блок Б, Етап VI, Крок 2). Щоб побудувати поліноміальну регресійну модель, використовуємо бібліотеку `sklearn` і `DataFrame model_data`, яка містить історичні дані про ціну біткоїна, а також інформацію про кількість публікацій у соціальних мережах. Ці дані є основою для аналізу взаємозв'язку між активністю в соціальних мережах та ціною біткоїна.

### Приклад коду для поліноміальної регресії:

```
# 1. Отримання даних про ціну біткоїна та публікації у соцмережах
# bitcoin_prices - Series з ціною біткоїна
# combined_counts_smoothed - DataFrame з кількістю публікацій

# DataFrame з даними для моделі
model_data = pd.DataFrame({
    'bitcoin_price': bitcoin_prices,
    'facebook_posts': combined_counts_smoothed['Facebook'],
    'instagram_posts': combined_counts_smoothed['Instagram'],
    'twitter_posts': combined_counts_smoothed['Twitter'],
    'tiktok_posts': combined_counts_smoothed['TikTok'],
    'linkedin_posts': combined_counts_smoothed['LinkedIn']
}).dropna()

# 2. Визначення залежної та незалежних змінних
Y = model_data['bitcoin_price'] # Залежна змінна (ціна біткоїна)
X = model_data[['facebook_posts', 'instagram_posts', 'twitter_posts', 'tiktok_posts', 'linkedin_posts']] # Незалежні змінні

# 3. Створення поліноміальної моделі
degree = 2 # Визначаємо ступінь полінома
model = make_pipeline(PolynomialFeatures(degree), LinearRegression())
model.fit(X, Y)

# 4. Отримання прогнозів
predictions = model.predict(X)

# 5. Побудова графіка
plt.figure(figsize=(16, 8))
plt.plot(model_data.index, model_data['bitcoin_price'], color='#1f77b4', linewidth=2, label='Фактична ціна біткоїна')
plt.plot(model_data.index, predictions, color='#ff5733', linewidth=2, label='Прогнозована ціна біткоїна (Поліноміальна регресія)')

# Додавання заголовку та підписів
plt.title('Фактична та прогнозована ціна біткоїна (Поліноміальна регресія)')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Ціна (USD)')
plt.legend()
plt.grid()

plt.tight_layout()
plt.show()
```

В якості залежної змінної  $Y$  обрано ціну біткоїна, що є цільовою змінною моделі. Незалежною змінною  $X$  виступає кількість публікацій у соціальних мережах, яка розглядається як фактор, який впливає на динаміку ціни біткоїна.

Для перетворення незалежних змінних у поліноміальні використовується клас `PolynomialFeatures`. Після налаштування моделі здійснюється прогнозування ціни біткоїна на основі кількості публікацій.



На рис. 3.31 наведений графік, що відображає фактичні і прогнозовані значення ціни біткоїна та дозволяє оцінити точність моделі і перевірити, наскільки прогнозні значення відповідають реальним даним.

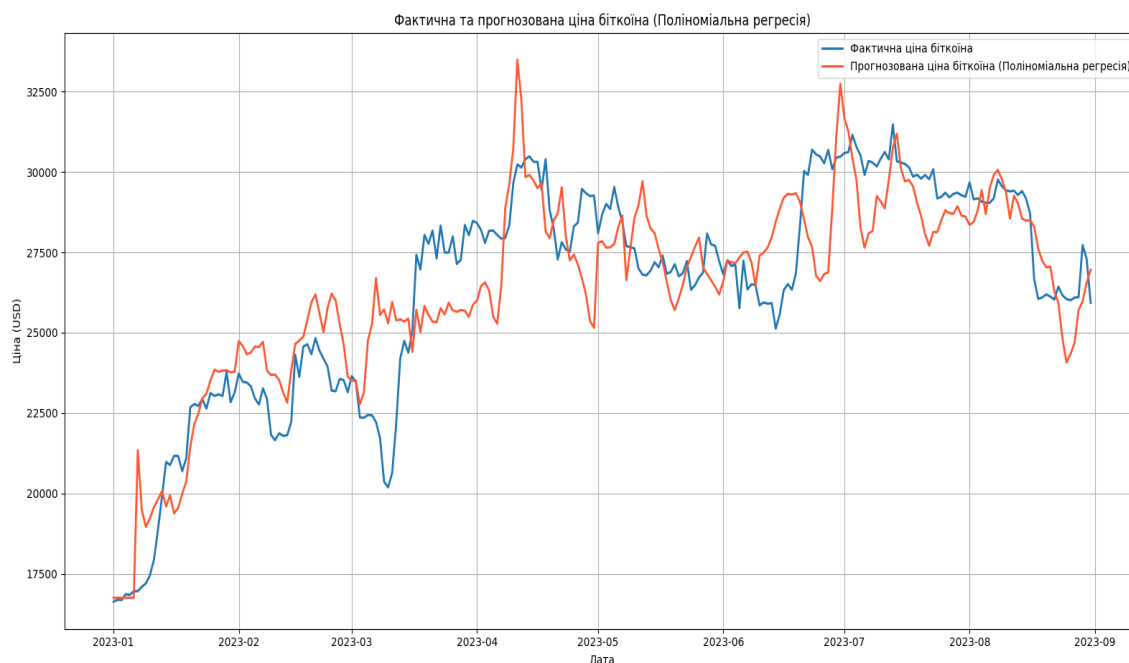


Рис. 3.31. Прогнозування ціни біткоїна за допомогою поліноміальної регресії на основі активності в соціальних мережах (розроблено автором)

Поліноміальна регресійна модель побудована для дослідження впливу кількості публікацій у різних соціальних мережах на ціну біткоїна (рис. 3.32). Залежна змінна моделі - `bitcoin_price` (ціна біткоїна). Значення коефіцієнта детермінації  $R\text{-squared}$  становить 0,76, що свідчить про те, що близько 76% варіації ціни біткоїна може бути пояснено змінами у кількості публікацій у соціальних мережах. Це значення вказує на хорошу відповідність моделі до даних.

Для оцінки значущості кожного коефіцієнта використовувався t-тест. Публікації на Facebook, Instagram, Twitter і LinkedIn мають значення  $p < 0.05$ , що свідчить про їхню статистичну значущість і доводить, що ці змінні істотно впливають на ціну біткоїна. Поліноміальна регресійна модель демонструє, що кількість публікацій у соціальних мережах суттєво впливає на ціну біткоїна. Публікації на Facebook мають негативний вплив, тоді як публікації на Instagram,

Twitter та LinkedIn виявляють позитивний вплив. Загалом, модель показує достатню точність у прогнозуванні ціни біткоїна. Слід враховувати, що дані містять певні варіації, які зумовлені іншими факторами, такими як загальні ринкові умови, новини та економічні події.

OLS Regression Results						
-----						
Dep. Variable:	bitcoin_price	R-squared:	0.760			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.739			
Method:	Least Squares	F-statistic:	35.24			
Date:	Sun, 06 Oct 2024	Prob (F-statistic):	1.17e-57			
Time:	23:29:48	Log-Likelihood:	-2153.8			
No. Observations:	243	AIC:	4350.			
Df Residuals:	222	BIC:	4423.			
Df Model:	20					
Covariance Type:	nonrobust					
-----						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
-----						
const	1.675e+04	724.575	23.115	0.000	1.53e+04	1.82e+04
x1	-7.9624	3.545	-2.246	0.026	-14.949	-0.976
x2	0.1746	0.078	2.238	0.026	0.021	0.328
x3	1.8384	0.504	3.650	0.000	0.846	2.831
x4	-10.0361	16.579	-0.605	0.546	-42.708	22.636
x5	3.5374	0.784	4.513	0.000	1.993	5.082
x6	-0.0002	0.001	-0.268	0.789	-0.002	0.001
x7	-1.768e-05	4.12e-05	-0.429	0.669	-9.9e-05	6.36e-05
x8	0.0004	0.000	1.878	0.062	-1.86e-05	0.001
x9	0.0065	0.006	1.087	0.278	-0.005	0.018
x10	0.0003	0.000	1.540	0.125	-7.71e-05	0.001
-----						

Рис. 3.32. Результати поліноміальної регресії для оцінки впливу соціальних мереж на ціну біткоїна (розроблено автором)

Для прогнозування майбутньої ціни біткоїна на основі історичних даних використані моделі часового ряду (табл. 2.1, Блок Б, Етап VI, Крок 3), які включають кількість публікацій у соціальних мережах як додаткові пояснюючі змінні. ARIMA, як модель часових рядів, застосовано для прогнозування залежних змінних, таких як ціна біткоїна, з огляду на їх минулі значення. Стандартна модель ARIMA прогнозує ціни виключно на основі автокореляції та минулих значень цієї змінної. Для підвищення точності прогнозів та врахування додаткових факторів можна застосувати розширення цієї моделі, таке як ARIMAX, що дозволяє включати екзогенні змінні, такі як дані з соціальних мереж. Результати моделювання наведені на рис. 3.33.

Для побудови прогнозу з довірчими інтервалами (рис. 3.34) в коді було внесено зміни. Замість функції `forecast()` використовується метод `get_forecast()`, який не лише дозволяє обчислити прогнозовані значення для ціни біткоїна, але й

надає можливість визначити довірчі інтервали. Для наочного представлення довірчих інтервалів додано функцію `plt.fill_between()`, яка створює затінення між верхньою та нижньою межами довірчого інтервалу.

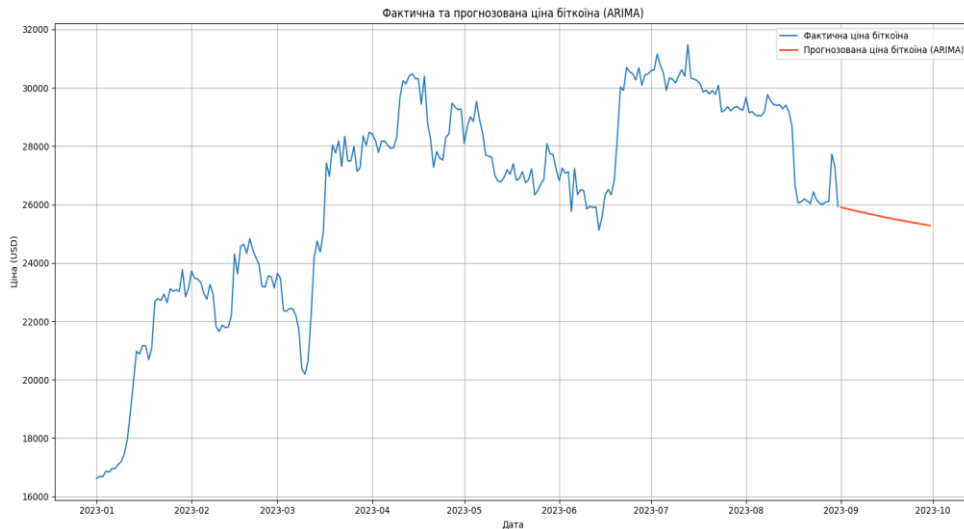


Рис. 3.33. Фактична та прогнозована ціна біткоїна на основі моделі ARIMA  
(розроблено автором)

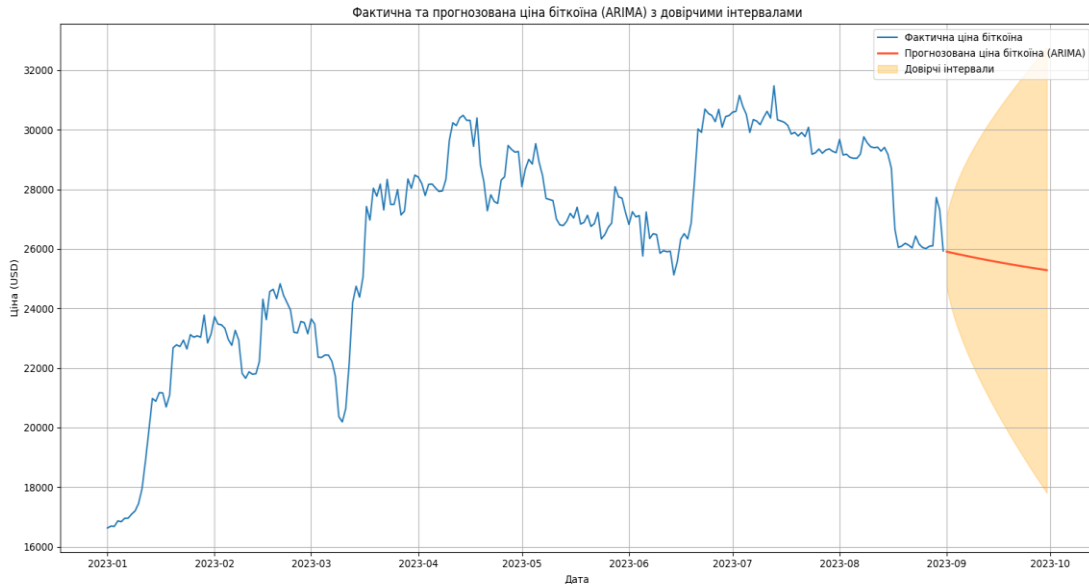


Рис. 3.34. Фактична та прогнозована ціна біткоїна на основі моделі ARIMA з довірчими інтервалами (розроблено автором)

Модель показала добру відповідність даним (рис. 3.35), з коефіцієнтом детермінації, близьким до 76% варіації цін на біткоїн. Довірчі інтервали

(помаранчева область на графіку) демонструють діапазон, в якому, ймовірно, знаходиться справжнє значення ціни біткоіна у прогнозованому періоді.

```

SARIMAX Results
=====
Dep. Variable:          Close    No. Observations:         243
Model:                 ARIMA(1, 1, 1)  Log Likelihood            -1893.036
Date:                  Sun, 06 Oct 2024  AIC                          3792.072
Time:                  23:46:20       BIC                          3802.539
Sample:                01-01-2023     HQIC                          3796.289
                    - 08-31-2023
Covariance Type:      opg
=====
              coef    std err          z      P>|z|      [0.025    0.975]
-----
ar.L1         0.9865    0.028     34.639    0.000     0.931     1.042
ma.L1        -0.9750    0.042    -22.979    0.000    -1.058    -0.892
sigma2       3.668e+05    2.42e+04    15.171    0.000    3.19e+05    4.14e+05
=====
Ljung-Box (L1) (Q):                0.08   Jarque-Bera (JB):                59.44
Prob(Q):                            0.78   Prob(JB):                          0.00
Heteroskedasticity (H):              0.64   Skew:                               0.52
Prob(H) (two-sided):                 0.04   Kurtosis:                          5.20
=====

```

Рис. 3.35. Результати аналізу часових рядів (ARIMA) для оцінки впливу соціальних мереж на ціну біткоіна (*розроблено автором*)

Для прогнозування ціни біткоіна використовуємо Prophet, що дозволяє враховувати вплив додаткових регресорів, таких як соціальна активність. Модель підходить для роботи з часовими рядами та не лише забезпечує базове прогнозування, але й надає можливість додавати екзогенні змінні, що можуть впливати на результати прогнозу. Дані про кількість публікацій у соціальних мережах використовуються як незалежна змінна для побудови моделі, що дозволяє оцінити зв'язок між поведінкою користувачів та ринковими показниками криптовалют.

Після цього перейдемо до моделі прогнозування з використанням Prophet для аналізу цін біткоіна та активності у соціальних мережах. Першим етапом у процесі було завантаження даних з CSV-файлів, що містять інформацію про публікації на платформі Facebook. Другим етапом усі файли об'єднуються в один обширний датафрейм `publications_df`. Потім дані агрегуються шляхом підрахунку кількості публікацій за кожен дату. В результаті формується новий

датафрейм `publications_count`, у якому поля позначені як `ds` для дати та `post_count` для кількості публікацій. Дані про історичну ціну біткоїна завантажуються через бібліотеку `ufinance`. Інтервал обрано з 1 січня 2023 року до 1 вересня 2023 року. Дані про ціну біткоїна та кількість публікацій у соціальних мережах об'єднано на основі дат, що дозволило створити цілісну часову послідовність. Ініціалізація `Prophet` здійснюється з додаванням даних про кількість публікацій як екзогенного фактора. Використання цієї змінної дозволяє враховувати вплив соціальної активності на ціну біткоїна. Після цього модель навчається на підготовлених даних.

Модель `Prophet` використовується для прогнозування ціни біткоїна на наступні 30 днів. Створюється новий датафрейм `future`, який містить майбутні дати для прогнозу. Також до нього додається інформація про кількість публікацій. Для забезпечення можливості порівняння результатів прогнозу із реальними даними завантажуються фактичні ціни біткоїна за жовтень 2023 року. Отримані дані зберігаються в окремому датафреймі `october_bitcoin_data`. На завершальному етапі створено графіки, що ілюструють результати прогнозування (рис. 3.36).

На основі проведених прогнозів цін біткоїна, які базуються на даних з п'яти соціальних мереж (Facebook, Instagram, Twitter, LinkedIn, TikTok), робимо такі висновки. Прогноз показує загальну тенденцію зростання цін на біткоїн з початку 2023 року. Включення кількості публікацій з соціальних мереж як регресора в модель дозволило врахувати потенційний вплив інформаційних потоків на ціну біткоїна. Зміна кількості публікацій впливає на формування цінових трендів. Показники якості моделі, такі як середня абсолютна помилка (MAE), середня квадратична помилка (MSE) та корінь середньої квадратичної помилки (RMSE), свідчать про прийнятну точність прогнозів. Проте, як показують результати, існує можливість покращення точності прогнозу. Ринок криптовалют є високоволатильним, тому важливо постійно оновлювати моделі, адаптуючи їх до нових даних, щоб підтримувати їхню точність у прогнозуванні цін.

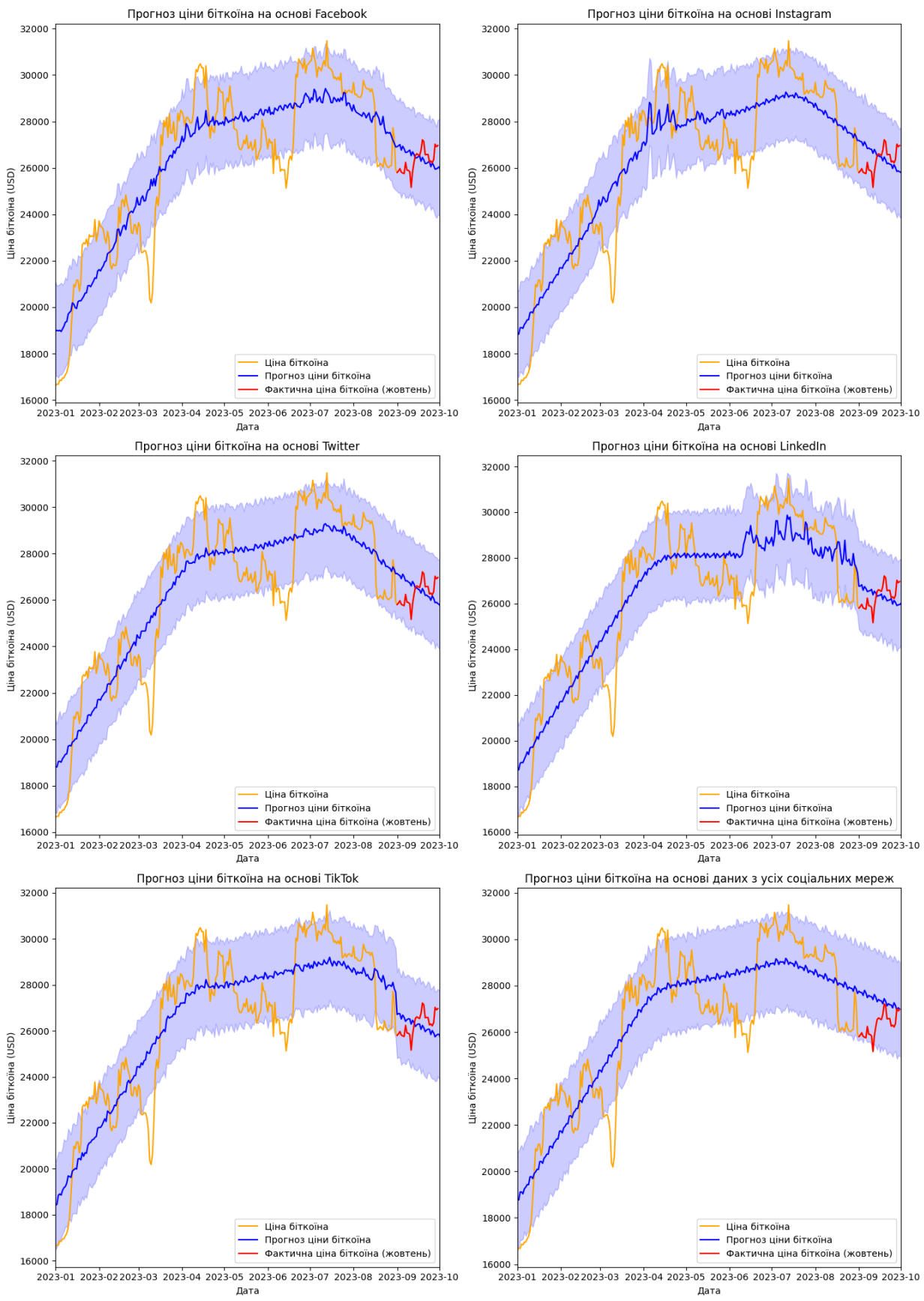


Рис. 3.36. Моделювання цінової динаміки біткоїна на основі моделі Prophet з урахуванням метрик соціальних мереж (розроблено автором)

Моделі машинного навчання (табл. 2.1, Блок Б, Етап VI, Крок 4) надають більш точні прогнози і враховують нелінійні зв'язки між змінними. В ході дослідження було застосовано алгоритм дерева рішень для прогнозування ціни біткоїна. Вхідні дані, які містять історичні дані про ціну біткоїна та частоту публікацій у різних соціальних мережах, інтегруються в єдиний DataFrame для подальшого аналізу. Використовується метод `train_test_split`, що розподіляє набір даних на навчальну та тестову вибірки, дозволяючи створити та перевірити ефективність моделі. Навчальна вибірка використовується для побудови моделі, тоді як тестова служить для оцінки її точності. За допомогою алгоритму `DecisionTreeRegressor` створюється модель, яка навчається на основі тренувальних даних. Дерево рішень допомагає виділити важливі змінні (частоти публікацій) і побудувати правила, що пояснюють зміни ціни біткоїна. Після навчання моделі здійснюється прогнозування на тестових даних. Для визначення якості прогнозу розраховується середня квадратична помилка. Візуальне представлення дерева рішень допомагає краще зрозуміти структуру моделі та виявити основні залежності між змінними.

Метою побудови моделі дерева рішень було розробити інструмент для прогнозування ціни біткоїна на основі даних про активність у соціальних мережах. Використання дерева рішень дозволяє дослідити взаємозв'язок між кількістю публікацій на таких платформах, як LinkedIn, Twitter, Facebook, Instagram, TikTok, та коливанням вартості криптовалюти.

Побудоване дерево рішень (рис. 3.37) візуалізує процес прийняття рішень, де кожен вузол представляє певну умову для розділення даних, а листки (кінцеві вузли) відображають прогнозовану ціну біткоїна. Наприклад, перший розділовий вузол базується на кількості публікацій у LinkedIn, що вказує на значний вплив цього параметра на прогнозування ціни. Така структура дозволяє виявити взаємозв'язки між активністю в різних соціальних мережах та ціновими коливаннями біткоїна, що сприяє кращому розумінню ринкової динаміки.

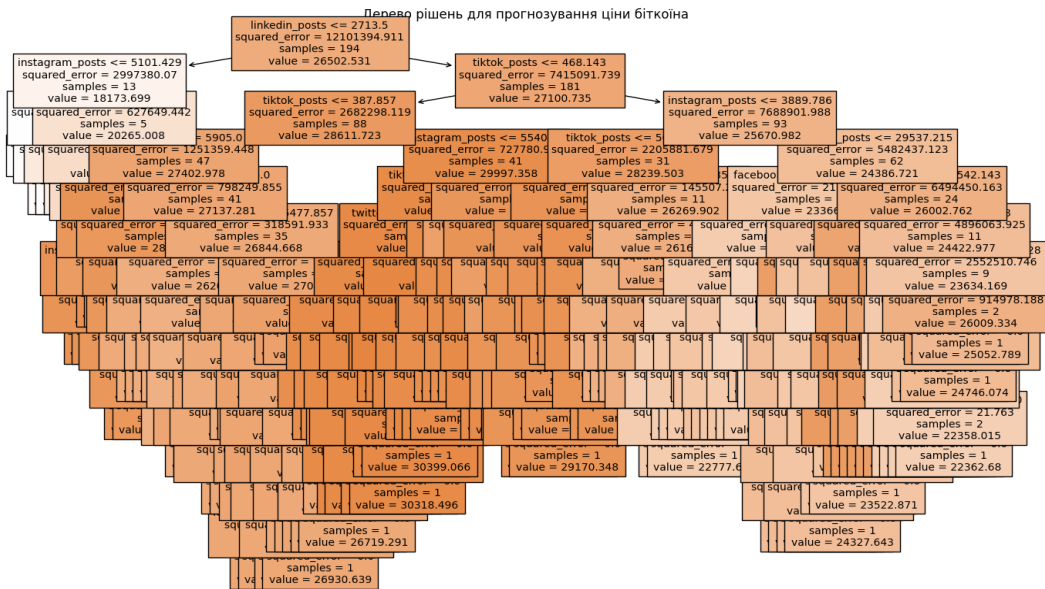


Рис. 3.37. Дерево рішень для прогнозування ціни біткоїна  
(розроблено автором)

Модель дерева рішень (рис. 3.38) продемонструвала високу точність. Середня квадратична помилка становить 2 532 048, що свідчить про порівняно низький рівень розбіжностей між прогнозованими та фактичними значеннями [111]. Коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ) дорівнює 0,793, що свідчить про адекватність моделі та значущі нелінійні ефекти впливу соціальних мереж на ринок криптовалют.

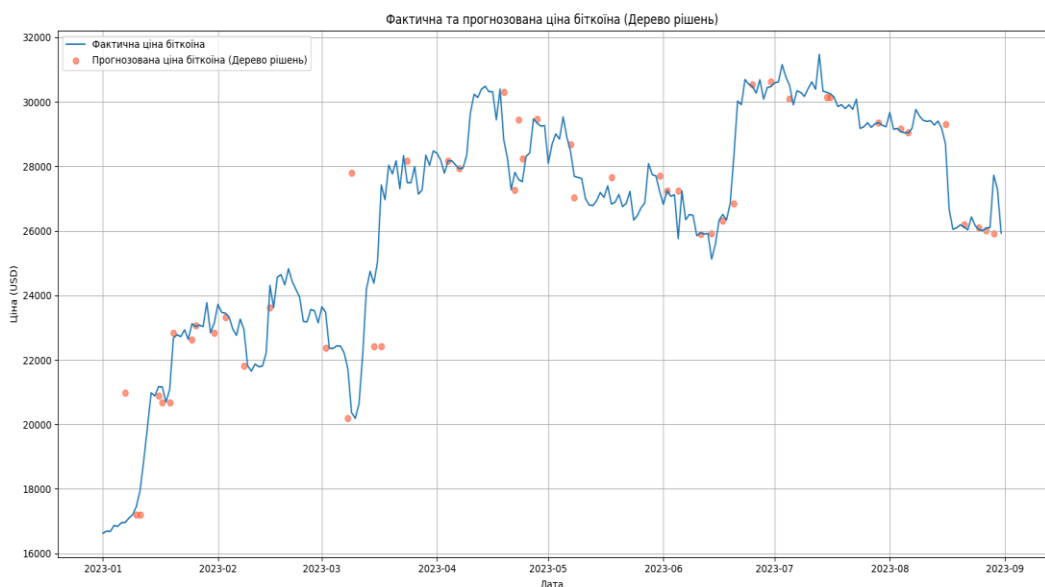


Рис. 3.38. Фактична та прогнозована ціна біткоїна  
на основі моделі дерева рішень (розроблено автором)



На графіку (рис. 3.38) представлені фактичні значення ціни біткоїна (синя лінія) та прогнози моделі дерева рішень (помаранчеві точки). Розташування точок біля фактичної лінії підтверджує здатність моделі адекватно відображати ринкові тренди. Таким чином, модель дерева рішень з урахуванням впливу соціальної активності є доцільним інструментом для аналізу та прогнозування динаміки цін на біткоїн.

Модель випадкового лісу є ефективним інструментом машинного навчання [117, 118], особливо для задач регресії, таких як прогнозування ціни біткоїна. Метод базується на ансамблевому підході, де використовується безліч дерев рішень, кожне з яких навчається на випадковій підмножині даних та ознак. Такий підхід дозволяє зменшити ризик перенавчання та підвищити точність прогнозу за рахунок узагальнення результатів багатьох моделей.

Використовуючи клас `RandomForestRegressor` з бібліотеки `sklearn` побудовано модель випадкового лісу для прогнозування ціни біткоїна на основі історичних даних та показників, таких як активність у соціальних мережах. Кожне дерево в моделі генерує свій прогноз, після чого обчислюється середнє значення всіх прогнозів. В процесі побудови моделі випадкового лісу для прогнозування ціни біткоїна з використанням даних з соціальних мереж було реалізовано кілька ключових кроків. Дані про ціну біткоїна та публікації у соціальних мережах були зібрані та об'єднані в єдиний `DataFrame`. Створено набір ознак, де кожен рядок представляє часовий зразок з інформацією про ціну біткоїна та кількість публікацій у різних платформах. Для навчання та тестування моделі використовувалася функція `train_test_split`, що ділить дані на навчальну та тестову вибірки. Застосовано алгоритм випадкового лісу, реалізований у моделі `RandomForestRegressor`. Такий ансамблевий метод об'єднує передбачення кількох дерев рішень, що зменшує можливість перенавчання та покращує стабільність і точність моделі.

Модель використано для отримання прогнозів на тестовій вибірці. Для оцінки точності прогнозів обчислено середню квадратичну помилку та коефіцієнт детермінації. Графічне представлення результатів включає фактичну

ціну біткоїна (синя лінія) та прогнозовані значення моделі (помаранчеві точки) (рис. 3.39). Отримані результати демонструють, що модель випадкового лісу може бути корисною для прогнозування ціни біткоїна, зокрема, враховуючи взаємозв'язок між активністю у соціальних мережах та ринковими змінами.

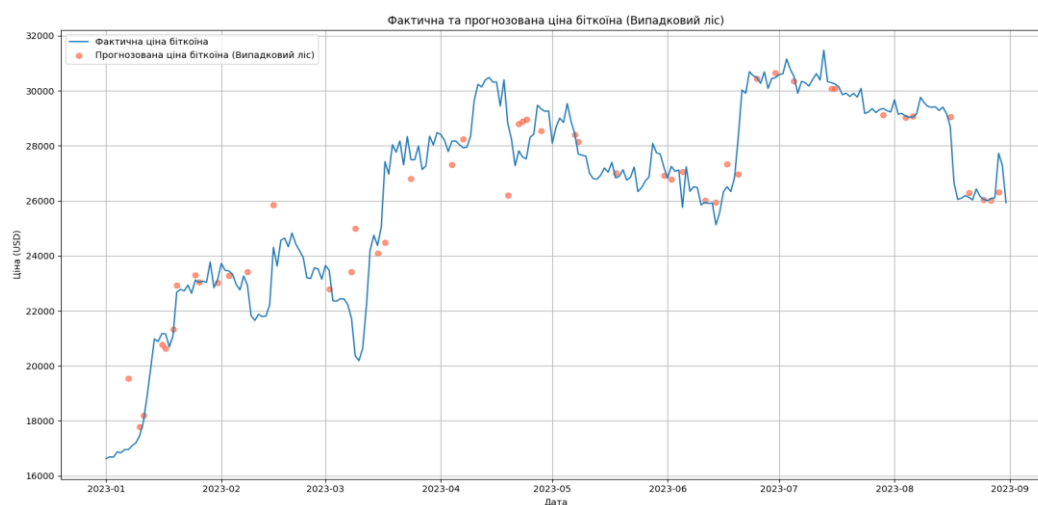


Рис. 3.39. Фактична та прогнозована ціна біткоїна на основі моделі випадкового лісу (розроблено автором)

Використання соціальних змінних як предикторів має на меті оцінити, наскільки значущим є їхній вплив на цінові коливання віртуального активу. Оцінка моделі показує, що середня квадратична помилка становить 1 327 488, що свідчить про відносно невелике середнє відхилення прогнозованих значень від фактичних. Коефіцієнт детермінації, що дорівнює 0,891, демонструє здатність моделі пояснювати 89,1% варіації цін на біткоїн. Це підтверджує релевантність вибраних змінних для прогнозування.

Таким чином, на основі аналізу ролі різних соціальних мереж та поведінкових факторів у формуванні динаміки ринку криптовалют, розроблені наступні рекомендації (табл. 2.1, Блок Б, Етап VI, Крок 5):

Інвесторам слід використовувати метрики активності на Twitter як оперативне джерело новин і трендів у криптовалютному просторі, оскільки ця платформа швидко реагує на значущі події. Регулярний моніторинг трендів у Twitter допоможе виявити моменти, коли загальний настрій аудиторії може

впливати на ринок. Інвесторам рекомендується використовувати інструменти для аналізу часових рядів і кореляцій між активністю у соціальних мережах та ціною біткоіна, щоб визначати оптимальні стратегії для купівлі чи продажу активів; здійснювати аналіз настроїв у соціальних мережах як індикатора для прийняття інвестиційних рішень;

Трейдерам варто зосередити увагу на TikTok для розуміння настроїв молодшої аудиторії, яка активно обговорює основні інвестиційні теми та криптовалютні тренди. TikTok є корисним інструментом для виявлення нових популярних криптовалют, що набирають обертів серед новачків на ринку;

Компаніям і проектам у криптовалютному просторі рекомендується використовувати Instagram для візуально привабливого контенту, орієнтованого на інвесторів та NFT-ентузіастів. Платформа дозволяє ефективно демонструвати NFT-проекти та залучати інфлюенсерів, щоб популяризувати продукцію чи послуги серед широкої аудиторії. Для криптовалютних компаній та ентузіастів доцільно створювати та підтримувати ком'юніті на Twitter та Instagram, де інфлюенсери можуть поширювати інформацію про проекти та впливати на настрої аудиторії;

Криптовалютним розробникам варто слідкувати за обговореннями на LinkedIn, де висвітлюються інноваційні рішення, блокчейн-проекти та майнінгові стратегії. Такий підхід допоможе краще зрозуміти технологічні тренди та адаптувати розробки для відповідності потребам ринку;

Платформам для навчання варто використовувати TikTok для створення коротких, інформативних відео, орієнтованих на широку аудиторію, що допоможе збільшити рівень фінансової грамотності серед молодих користувачів та залучити їх до криптовалютного простору;

Аналітичним командам рекомендується інтегрувати поведінкові метрики з соціальних мереж у прогностичні моделі для підвищення точності передбачення ринкових трендів. Зміни в настроях користувачів на платформах, таких як Facebook чи Twitter, слід використовувати як сигнали для короткотермінових інвестиційних стратегій. Впровадження машинного навчання для аналізу

великих обсягів даних з соціальних мереж дозволить автоматизувати процес прогнозування на основі поведінкових даних;

Маркетинговим командам у криптовалютній сфері доцільно проводити моніторинг активності на Facebook, що допоможе прогнозувати поведінку платників та їхню готовність використовувати криптовалюту як платіжний засіб.

Дані рекомендації спрямовані на ефективну адаптацію торгових, інвестиційних, маркетингових, технологічних стратегій залежно від особливостей кожної платформи і типу стейкхолдерів ринку, прийняття обґрунтованих рішень на підставі релевантних даних соціальних мереж.

### Висновки до розділу 3

1. Обґрунтовано систему кількісних метрик поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів, отриманих за допомогою комплексного використання прикладного програмного інтерфейсу за даними різних соціальних мереж, для подальшої інтеграції у прогнозування динаміки ринку віртуальних активів. За допомогою методів економетричного моделювання та машинного навчання досліджені ефекти взаємодії регуляторних змін, новин, та інших подій на ринку віртуальних активів зі змінами поведінкових детермінант стейкхолдерів.

2. Доведено, що поєднання фінансових індикаторів з поведінковими метриками підвищує якість прогнозів динаміки ринку віртуальних активів. Тематика та частотність ключових слів у соціальних мережах тісно пов'язані з ринковими настроями та змінами цін. Переважання позитивних емоцій та високий рівень активності підтверджують позитивне сприйняття криптовалют як фінансових активів. Класифіковано публікації за емоційним тоном із використанням нечіткої нейронної мережі. Аналіз емоційної тональності криптовалютних публікацій у TikTok показує домінування позитивного настрою

(70,7%). Нейтральний тон (22,0%) відображає значну частку інформаційного контенту, тоді як негативні реакції (7,3%) вказують на певну критику і занепокоєння. Аналіз семантичних відстаней між ключовими словами виявив специфічні інтереси аудиторії кожної платформи та підтвердив важливість соціальних мереж як індикаторів ринкових змін.

3. Систематизовано поведінкові детермінанти, які впливають на рішення стейкхолдерів ринку віртуальних активів: регулятивні зміни, сезонність та тренди, споживча поведінка, вплив соціальних мереж, соціальний і психологічний вплив, лінгвістичне різноманіття, взаємодія з іншими учасниками ринку віртуальних активів, активність користувачів і візуалізація криптовалютного контенту.

4. Інтегровано поведінкові детермінанти стейкхолдерів у моделі прогнозування динаміки ринку віртуальних активів. Нелінійні моделі більш ефективно враховують складні взаємозв'язки між соціальною активністю, психологічними факторами та ринковими показниками, що підтверджує важливість багатфакторного підходу.

5. Підтверджено значний вплив активності в соціальних мережах на динаміку цін на біткоїн. Тестування моделей ARIMAX та Prophet показало, що врахування поведінкових метрик підвищує якість прогнозування. Використання моделі Prophet виявляє як короткострокові реакції ринку на новини (Twitter, TikTok), так і довготривалий вплив професійних та візуальних аспектів (LinkedIn, Instagram).

6. Розроблено і протестовано моделі машинного навчання для прогнозування ціни біткоїна на основі активності в соціальних мережах. Виявлені складні взаємозв'язки між частотою публікацій та ринковими змінами. Використання алгоритмів дерева рішень і моделі випадкового лісу продемонструвало найвищу точність серед усіх протестованих алгоритмів, що підтверджується середньою квадратичною помилкою та коефіцієнтом детермінації. Доведено, що інтеграція поведінкових метрик із соціальних мереж підвищує якість прогнозування ринку віртуальних активів.

7. Розроблені рекомендації стейкхолдерам ринку віртуальних активів щодо використання соціальних мереж для аналізу ринку віртуальних активів. Інвесторам слід здійснювати моніторинг даних Twitter як оперативного джерела новин і настроїв ринку. Трейдерам – приділяти увагу TikTok для розуміння трендів серед молодшої аудиторії. Компаніям і проектним командам доцільно використовувати Instagram для просування NFT та криптовалютних послуг через візуальний контент. Розробникам варто аналізувати LinkedIn для відстеження технологічних інновацій. Використання машинного навчання дозволить автоматизувати аналіз великих обсягів даних із соціальних мереж та вдосконалити прогнозування змін на ринку віртуальних активів.

Основні результати дослідження, викладені в розділі 3, відображено у наукових працях автора [9, 10, 30, 32, 110, 111].

Список використаних джерел: [55, 59, 71, 73, 79, 85, 88, 116-118, 126-128, 141, 153, 157, 160].

## ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі здійснено теоретико-методичне обґрунтування положень поведінкової економіки в контексті ринку віртуальних активів. Розроблено та реалізовано механізм моніторингу даних соціальних мереж для визначення поведінкових детермінант стейкхолдерів на ринку віртуальних активів. Удосконалено моделі прогнозування динаміки ринку віртуальних активів. Проведені у дисертаційній роботі дослідження дозволяють зробити наступні висновки:

1. Показано, що поведінка стейкхолдерів ринку віртуальних активів значною мірою пояснюється основними концепціями поведінкової економіки, евристиками та упередженнями. Найбільше на поведінку стейкхолдерів впливають ефект володіння, фреймінгу, статус-кво, надмірна впевненість, колективна поведінка, конформізм, соціальні фактори. Також на процес прийняття рішень впливають евристика доступності, підтверджувальне упередження та евристика якорування. Визначено і систематизовано поведінкові упередження, які впливають на рішення інвесторів ринку віртуальних активів. Афективні упередження виникають на основі емоційних реакцій, почуттів – ефект володіння, ефект FOMO, надмірний оптимізм. Конативні упередження відображають волю та мотивацію особи, спрямовану на досягнення цілей – ефект підтвердження, надмірна впевненість, колективна поведінка. Когнітивні упередження пов'язані з пізнавальними процесами і розумінням фінансових питань – евристика якорування, евристика доступності, ефект статусу-кво. У відповідності до поведінкових упереджень, категоризовано інвесторів ринку віртуальних активів на п'ять груп: інвестори з надмірною впевненістю; інвестори, які бояться втрат; інвестори, які утримують активи попри втрати; інвестори, які шукають підтвердження переконань; інвестори, які діють за колективною поведінкою.

2. Проведено порівняльний аналіз віртуальних активів розподіленого реєстру. Наголошено, що цифрова компетентність стейкхолдерів є одним із

основних факторів у розумінні і прийнятті рішень щодо віртуальних активів. Аналіз теорії поколінь підтвердив необхідність наявності цифрових навичок високого рівня. Криптовалюти, токени, NFT, стейблкоїни, токени управління, сервісні токени, сек'юриті токени базуються на блокчейн-технології, але кожен актив має свої специфічні характеристики та сфери застосування. Категоризовано стейкхолдерів ринку віртуальних активів: інвестори, майнери, трейдери, користувачі (платники), розробники, регулятори, проєктні команди та криптовалютні біржі. Систематизовано сучасні інструментальні засоби аналізу ринку: UTAUT-модель, модель когнітивної упередженості, модель соціального впливу, регресійна модель оцінки довіри, модель розподіленого лексичного аналізу, модель прийняття технологій. На основі аналізу технічних патернів виявлені кореляції між графічними та поведінковими патернами в соціальних мережах, які дозволяють визначати зони попиту і пропозиції. Доведено, що поєднання технічних індикаторів з поведінковими метриками підвищує якість прогнозів.

3. Розроблено концептуальну схему взаємозв'язку моделей поведінкової економіки віртуальних активів, представлену як комплекс узгоджених взаємопов'язаних блоків, етапів і кроків. Запропонована концептуальна схема включає такі блоки: Блок А – інтеграція концепцій поведінкової економіки та моніторингу даних соціальних мереж у прогнозування ринку віртуальних активів, Блок Б – Моделювання динаміки криптовалютного ринку з урахуванням поведінкових факторів користувачів соціальних мереж. Обґрунтовано вибір п'яти основних соціальних платформ, Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn та Twitter (X) як інформативної бази для визначення поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів. Встановлено, що Facebook впливає на ринкові настрої і рішення через авторитетність інфлюенсерів. Twitter – відображає тренди і динаміку ринку. Instagram – через емоційний вплив візуалізації контенту сприяє популяризації віртуальних активів. LinkedIn є професійним середовищем щодо поширення інформації про впровадження блокчейн-технологій. TikTok орієнтований на молодіжну аудиторію, формує



короткострокові тренди та впливає на зміни настроїв користувачів.

4. Доведено, що використання API є ефективним методом для проведення досліджень у поведінковій економіці. Даний метод дозволяє отримувати великі репрезентативні бази даних з різних соціальних мереж, аналізувати реакції користувачів в реальному часі та вивчати їхні думки, враження та погляди. Розроблено механізм моніторингу даних соціальних мереж для ідентифікації поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів. Для генерації запитів на пошук інформації створені термінологічні бази, для систематичного оновлення даних розроблені індивідуальні скрипти. Здійснено збір інформації за тематичними запитами за допомогою API соціальних мереж. З Facebook зібрано 3 049 103 публікації, Instagram – 4 118 566 публікацій, з TikTok – 395 188 публікацій, з LinkedIn – 4 377 787 публікацій та з Twitter (X) – 4 357 764 публікацій. Запропонована система моніторингу даних соціальних мереж сприяє підвищенню достовірності результатів досліджень у поведінковій економіці.

5. Запропоновано засоби аналізу даних соціальних мереж для визначення структури контенту і настроїв стейкхолдерів ринку віртуальних активів. Проведений комплексний аналіз даних соціальної мережі Facebook з метою визначення кількісних метрик поведінкових детермінант. Аналіз активності користувачів підтверджує зростаючий інтерес до теми віртуальних активів. Класифікація контенту демонструє, що у популяризації віртуальних активів значну роль відіграють інфлюенсери та спеціалізовані сторінки. Розподіл публікацій за мовами вказує на перевагу англійської, а значна частка україномовного контенту – на залученість української аудиторії. Кількість реакцій, поширень і коментарів на публікації про віртуальні активи вказує на активну взаємодію користувачів соціальної мережі Facebook.

6. Проведено комплексний аналіз даних із соціальної мережі Twitter. Основними сервісами для публікацій визначено Twitter Web App та мобільні додатки для Android та iPhone. У контенті про віртуальні активи також переважає англійська мова, але активно представлені і інші мови (індонезійська, українська,

іспанська). Більшість постів містить текстові теги (понад 54%) і не містить прямих відповідей чи згадок інших профілів, що дозволяє структурувати контент і охопити ширшу аудиторію. Частка постів містить медіа-файли (31%), що підвищує залученість і полегшує сприйняття інформації. Користувачі зосереджені на інформативних повідомленнях, а не на особистій комунікації. Слова, що вживаються найчастіше: «bitcoin», «crypto», «market», «nft», підтверджують зацікавленість до новітніх технологій, таких як Web 3.0 та NFT, фінансових аспектів і торгівлі віртуальними активами. З метою візуалізації криптовалютного контенту побудовано хмари слів.

7. Обґрунтовано систему кількісних метрик поведінкових детермінант стейкхолдерів ринку віртуальних активів, отриманих з різних соціальних мереж за допомогою API, для їх подальшої інтеграції у прогнозування динаміки ринку віртуальних активів. Тематика та частотність ключових слів у соціальних мережах тісно пов'язані з ринковими настроями та змінами цін. Переважання позитивних емоцій та високий рівень активності підтверджують позитивне сприйняття криптовалют як фінансових активів. Класифіковано публікації за емоційним тоном із використанням нечіткої нейронної мережі. Аналіз емоційної тональності криптовалютних публікацій у TikTok показує домінування позитивного настрою (70,7%). Нейтральний тон (22,0%) відображає значну частку інформаційного контенту, тоді як негативні реакції (7,3%) вказують на певну критику і занепокоєння. Аналіз семантичних відстаней між ключовими словами виявив специфічні інтереси аудиторії кожної платформи та підтвердив важливість соціальних мереж як індикаторів ринкових змін.

8. Систематизовано поведінкові детермінанти, які впливають на рішення стейкхолдерів ринку віртуальних активів: регулятивні зміни, сезонність та тренди, споживча поведінка, вплив соціальних мереж, соціальний і психологічний вплив, лінгвістичне різноманіття, взаємодія з іншими учасниками ринку віртуальних активів, активність користувачів і візуалізація криптовалютного контенту. Інтегровано поведінкові детермінанти у моделі прогнозування динаміки ринку віртуальних активів. Нелінійні моделі більш

ефективно враховують складні взаємозв'язки між соціальною активністю, психологічними факторами та ринковими показниками, що підтверджує необхідність багатофакторного підходу.

9. Підтверджено значний вплив активності в соціальних мережах на динаміку цін на біткоїн. Тестування моделей ARIMAX та Prophet показало, що врахування поведінкових метрик підвищує якість прогнозування. Використання моделі Prophet виявляє як короткострокові реакції ринку на новини (Twitter, TikTok), так і довготривалий вплив професійних та візуальних аспектів (LinkedIn, Instagram). Розроблено і протестовано моделі дерев рішень та випадкового лісу для прогнозування ціни біткоїна на основі активності в соціальних мережах. Виявлені складні взаємозв'язки між частотою публікацій та ринковими змінами. Використання методів машинного навчання продемонструвало найвищу точність серед усіх протестованих алгоритмів, що підтверджується середньою квадратичною помилкою та коефіцієнтом детермінації. Доведено, що інтеграція поведінкових метрик із соціальних мереж підвищує якість прогнозування ринку віртуальних активів.

10. Розроблені рекомендації стейкхолдерам ринку віртуальних активів щодо ефективного використання соціальних мереж для аналізу ринку віртуальних активів. Компаніям і проєктним командам доцільно використовувати Instagram для просування NFT та криптовалютних послуг через візуальний контент. Трейдерам – приділяти увагу TikTok для розуміння трендів серед молодшої аудиторії. Інвесторам слід моніторити Twitter як оперативне джерело новин і настроїв ринку. Розробникам варто аналізувати LinkedIn для відстеження технологічних інновацій.

11. Запропоновані комплексні підходи до аналізу динаміки ринку віртуальних активів на основі поведінкових факторів стейкхолдерів за даними соціальних мереж є універсальними і можуть бути впроваджені в роботу консалтингових компаній, ІТ-компаній, компаній рітейлу і фінансових установ, що працюють з віртуальними активами для розробки інвестиційних стратегій, в роботу криптовалютних платформ для підвищення інформативності трейдерів і

користувачів, регуляторних органів та аналітичних установ для врахування інтересів різних груп стейкхолдерів. Результати дисертаційного дослідження впроваджено у практичній діяльності підприємств у сфері інформаційних технологій та комп'ютерних систем, ритейлу, у вигляді: оцінки цільової аудиторії, моніторингу тенденцій, подій, аналізу динаміки настроїв, популярності продукту, репутації компанії, моделей прогнозування ринкових тенденцій на основі моніторингу даних соціальних мереж з метою виявлення трендів та популярних тем серед користувачів, а також при формуванні аналітичних звітів.

Результати дисертаційного дослідження впроваджено у практичній діяльності підприємств у сфері інформаційних технологій та комп'ютерних систем, ритейлу, управління стартапами. Зокрема, ТОВ «ЛАВЛІ БАННІ ГРУП» (довідка № 1 від 28.08.2024 р.), де розроблений механізм моніторингу даних із соціальних мереж, який включає збір інформації з соціальних мереж за тематичними запитами за допомогою прикладних програмних інтерфейсів. На ТОВ «ЮКРЕЙНІАН ТЕХНОЛОДЖИ ТРАНСФЕР ТІМ» (довідка № 2 від 12.09.2024 р.), де розроблений комплекс моделей аналізу динаміки ринку віртуальних активів у контексті поведінкової економіки, що дозволяє підвищити точність оцінки ринкових тенденцій на основі даних з соціальних мереж та поведінкових показників; покращити якість прогнозу цінових коливань віртуальних активів за рахунок врахування поведінкових патернів інвесторів і стейкхолдерів крипторинку. На ТОВ «DATA365 OÜ» (довідка № 28 від 28.09.2024 р.), де запропонований підхід, який базується на комбінованому застосуванні інтелектуальних систем аналізу даних, що підвищує якість управлінських рішень щодо прогнозування цінових коливань віртуальних активів, аналізу поведінкових патернів інвесторів та стейкхолдерів, а також оцінки впливу соціальних мереж на динаміку ринку.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Асоціація «Блокчейн України» (2024). URL : <https://bau.ai/> (дата звернення 15.11.2024).
2. Безгін К. С., Ушкальов В. В. Поведінкова економіка: епістемічний поворот у трактуванні раціональності. *Економіка України*. 2019. № 7–8 (692–693). С. 3 – 15. URL: <http://repository.hneu.edu.ua/handle/123456789/22335>.
3. Глава держави повернув до парламенту закон про віртуальні активи зі своїми пропозиціями. 2021. *Офіційне інтернет-представництво Президента України Володимира Зеленського*. URL: <https://www.president.gov.ua/news/glava-derzhavi-povernuv-do-parlamentu-zakon-pro-virtualni-ak-70949> (дата звернення: 27.11.2024).
4. Глущенко, О., Іващенко, М. (2023). Зміни економічної поведінки в умовах цифровізації економіки. *Ефективна економіка*, № 12. DOI: 10.32702/2307-2105.2023.12.5.
5. Глущенко, О., Швайко, М., Хмельков, А. Данилкіна, О. (2023). Сучасні тенденції на ринку криптовалют в Україні. *Інвестиції: практика та досвід*, № 24, 84-92. DOI: 10.32702/2306-6814.2023.24.84.
6. Горкіна Л. П., Довбенко М. В. Теорія економічного зростання: нобелівський аспект. *Економіка і прогнозування*. 2005. № 3. С. 147–157.
7. Грущинська Н. М. Економічна поведінка та емоційний інтелект в сучасних умовах зміни технологічних укладів. *Причорноморські економічні студії*. 2018. Вип. 33. С. 27–30. URL: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/bses\\_2018\\_33\\_7](http://nbuv.gov.ua/UJRN/bses_2018_33_7).
8. Гудзь, М. (2023). Поведінкова економіка в умовах війни: вплив емоцій на економічні рішення громадян. *Економіка та суспільство*, (50). DOI: 10.32782/2524-0072/2023-50-27.
9. Гур'янова Л. С., Луценко Р. Р. Моделі аналізу динаміки ринку криптовалют з урахуванням поведінкових метрик стейкхолдерів за даними соціальних мереж. *Бізнес Інформ*. 2024. №9. С. 129–138. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-9-129-138>.
10. Гур'янова Л.С., Луценко Р.Р. Прогнозування динаміки ринку

криптовалют на основі даних соціальних мереж. Моделювання та прогнозування економічних процесів : зб. тез доп. XVIII Міжнар. наук.-практ. конф., м. Київ, 5 груд. 2024 р. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка», 2024. – С. 27-30. URL: <https://mperproc.fmm.kpi.ua/>

11. Даніч В. М., Луценко Р.Р. Віртуальні активи у контексті теорії поколінь. Міжнародна науково-практична конференція «Реформування економіки в контексті міжнародного співробітництва: механізми та стратегії», 4-5 лютого 2022 року, м. Запоріжжя, 2022. – С. 63 - 67. URL: <https://ir.vtei.edu.ua/g.php?fname=27906.pdf>

12. Державна служба освіти України. (n.d.). 1.2 Ключові компетентності для навчання протягом життя. *Мультимедійний навчальний курс*. URL: <http://dlse.multycourse.com.ua/ua/page/15/53> (дата звернення: 14.12.2024).

13. Довбенко М. В. Кузнец Саймон Сміт (США). *Видатні незнайомці: наукові ідеї, здобутки та життя економістів – лауреатів Нобелівської премії*. Київ, 2000. С. 39–46.

14. Довбенко М. В. Нобеліанти та економічна наука. *Економіка України*. 2003. № 1. С. 80–84.

15. Довбенко М. Теорія перспектив: [М. Алле, Д. Канеман]. *Економіка України*. 2004. № 6. С. 87–91.

16. Дорожня карта розвитку сфери віртуальних активів в Україні. 2021. *Міністерство цифрової трансформації України*. URL: <https://thedigital.gov.ua/news/sformovano-dorozhnyu-kartu-rozvitku-sferi-virtualnikh-aktiviv-v-ukraini> (дата звернення: 15.11.2024).

17. Доценко, О., Глущенко, О., Проноза, П., Швайко, М., & Давидов, О. (2024). Формування динамічних патернів поведінки цін DeFi-активів у складі ринку криптовалют. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*, \_3\_(56), 173–184. DOI: 10.55643/fcaptr.3.56.2024.4327.

18. Економічний олімп: лауреати Нобелівської премії з економіки 1969-2009 рр. : бібліогр. покажч. / ДВНЗ «Київ. нац. екон. ун-т ім. Вадима Гетьмана»

; уклад.: Т. О. Коноваленко, Р. О. Вайтешонок, І. Ю. Бойко ; наук. ред. Т. В. Куриленко. – Київ : КНЕУ, 2010. – 148 с.

19. Закон України «Про запобігання та протидію легалізації (відмиванню) доходів, одержаних злочинним шляхом, фінансуванню тероризму та фінансуванню розповсюдження зброї масового ураження» (№361-IX). 2019. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/361-20#Text> (дата звернення: 15.11.2024).

20. Закон України «Про віртуальні активи». 2021. URL: <https://www.rada.gov.ua/news/Novyny/213503.html> (дата звернення: 15.11.2024).

21. Кітченко, О. М., & Приходько, Є. Г. (2020). Використання інструментів маркетингових комунікацій з ціллю просування брендів в соціальних мережах. URL: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/efek\\_2020\\_12\\_56](http://nbuv.gov.ua/UJRN/efek_2020_12_56).

22. Кононова К., Дек А. Прогнозування фінансових рядів: семантичний аналіз економічних новин. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2016. Вип. 5. С. 81–92. DOI: 10.33111/nfmte.2016.081.

23. Кононова К., Дек А., Марков В., Шпакович М. Прогнозування економічних рядів на основі аналізу настроїв користувачів Інтернету. *Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія: Економічна*. 2016. Вип. 91. С. 90–99. URL: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/VKhE\\_2016\\_91\\_12](http://nbuv.gov.ua/UJRN/VKhE_2016_91_12).

24. Кононова К., Дек А. Дослідження поведінкових особливостей трейдерів: поєднання методів експериментальної економіки та технологій машинного навчання. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2018. Вип. 7. С. 148–167. DOI: 10.33111/nfmte.2018.148.

25. Кричевська Т.О. Технологія розподіленого реєстру: теоретико-інституційні засади, потенціал, фактичні досягнення та соціально-економічне значення. *Ефективна економіка*. 2018. № 11. DOI: 10.32702/2307-2105-2018.11.84.

26. Кузнець Саймон. Премія пам'яті Нобеля у галузі економіки, 1971 р. *Економіка в школах України*. 2008. № 3. С. 45–46.

27. Луценко Р. Р., Даніч В. М. Можливості технологій розподіленого реєстру. Електронне наукове видання. Збірник тез доповідей за матеріалами Міжнародної науково-практичної конференції здобувачів освіти та молодих вчених «Науковий простір: Актуальні питання, досягнення та інновації», 23-24 листопада 2021 р., м. Вінниця, 2021. – 370 с. С. 310 - 312. URL: [https://enpuir.npu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/43600/80\\_Tytul\\_Zmist.pdf](https://enpuir.npu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/43600/80_Tytul_Zmist.pdf).

28. Луценко Р.Р. Цифрова компетентність – запорука успішної підготовки спеціалістів з економічної кібернетики. Збірник матеріалів: Міжнародної науково-практичної конференції «Економічна кібернетика: теорія, практика та напрямки розвитку». 29-30 листопада 2022 року, м. Одеса, 2022. – С. 55-63. URL: <https://economics.net.ua/wp-content/uploads/2023/01/tezy.pdf>

29. Луценко Р., Даніч В. Аналіз поведінкових упереджень стейкхолдерів ринку криптовалют серед користувачів соціальної мережі ТікТок. Збірник тез доповідей II Міжнар. наук.-практич. конфер. «Інновації та перспективні шляхи розвитку інформаційних технологій» (06 груд. 2023 р., м. Черкаси) [Електронний ресурс] / упоряд. : Т. О. Прокопенко, Я. В. Тарасенко ; М-во освіти і науки України, Черкас. держ. технол. ун-т. – Черкаси : ЧДТУ, 2023. – С. 69 - 71. URL: [https://drive.google.com/file/d/1f0cc\\_HaFDH4G3AI\\_NfwqfTjaMjyWBvkc/view](https://drive.google.com/file/d/1f0cc_HaFDH4G3AI_NfwqfTjaMjyWBvkc/view)

30. Луценко Р.Р. Прикладний програмний інтерфейс як метод моніторингу даних соціальних мереж для досліджень у поведінковій економіці. *Бізнес-інформ.* 2024. №8. С. 133–141. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-8-133-141>.

31. Луценко Р.Р. Моделі поведінкової економіки віртуальних активів. Тези доповідей. XII Всеукраїнська науково-практична конференція Форум молодих економістів-кібернетиків «Моделювання економіки: проблеми, тенденції, досвід», 22-23 листопада 2024 р., м. Львів. – 2024. – С. 68-71. URL: [https://econom.lnu.edu.ua/wp-content/uploads/2024/11/2024\\_Zbirnyk-OK\\_END.pdf](https://econom.lnu.edu.ua/wp-content/uploads/2024/11/2024_Zbirnyk-OK_END.pdf)

32. Луценко Р.Р. Аналіз поведінкових факторів стейкхолдерів ринку криптовалют серед користувачів соціальних мереж. *Вчені записки університету*



«КРОК». 2024. №3 (75). С. 172 – 182. DOI: <https://doi.org/10.31732/2663-2209-2024-75-172-182>.

33. Мацишина, І. В. (2023). Ефективність норм колективних дій. *Вісник Донецького національного університету імені Василя Стуса. Серія: Політичні науки*, (8), 14. DOI: 10.31558/2617-0248.2023.8.14.

34. Меркулова Т., Кононова К. Нейромережевий підхід до моделювання поведінки: аналіз результатів експерименту «суспільне благо». *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2015. Вип. 4. С. 113–134. DOI: 10.33111/nfmte.2015.113.

35. Московкін В.М. Кузнець С. [харківський період життєдіяльності економіста]. *Економічна наука в Харківському університеті : колективна монографія / [В. В. Глущенко, В. В. Александров, Л. О. Антоненко та ін.]*. Харків : Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, 2005. Розд. 1. С. 84–100.

36. Нікіфоров, П., & Третьякова, О. (2022). Поведінкові фінанси: теоретичні підходи та сучасна прагматика. *InterConf*, (104). URL: <https://ojs.ukrlogos.in.ua/index.php/interconf/article/view/18934>

37. Овчаренко А. Віртуальні активи як об'єкти фінансового моніторингу. *Вісник Запорізького національного університету. Юридичні науки*. 2020. № 3. С. 98-103. DOI: 10.26661/2616-9444-2020-3-14.

38. Овчаренко А. Правове регулювання віртуальних активів та криптовалют в Україні: сучасний стан і перспективи. *Юридичний науковий електронний журнал*. 2020. № 4. С. 200–202. DOI: 10.32782/2524-0374/2020-4/47.

39. Поведінкова економіка: від теорії до практики: міждисциплінарний навчальний посібник / за наук. ред. І. Л. Татомир, Л. Г. Квасній. Трускавець: Посвіт, 2022. 408 с.

40. Рубан В. І., Сокіна О. О. Мужність української наукової інтелігенції та нобелівські лауреати [С. Кузнець]. *Пульсар*. 2001. № 9. С. 18–22.

41. Суровцев О. О. Соціальний медіамаркетинг як інноваційний напрям маркетингових комунікацій міжнародних компаній. *Причорноморські*

*економічні студії*. 2016. Вип. 8. С. 24–30. URL: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/bses\\_2016\\_8\\_7](http://nbuv.gov.ua/UJRN/bses_2016_8_7).

42. Танклевська Н., Повод Т. Поведінкова економіка: етимологія, сутність, теорія. *Фінансові ринки, інституції та ризики*. 2021. Т. 5, № 2. С. 6–15. DOI: 10.33251/2707-8620-2021-3-4-38-45

43. Федоренко І. (2023). Перетворення в економічних відносинах під впливом впровадження токенизованих активів. *Економічний аналіз*. № 33(3). С. 178-189. DOI: 10.35774/econa2023.03.178.

44. Хмара М.П., Михайлов Р.В. Блокчейн-революція як перехід до промислової революції 4.0. Математичні методи, моделі та інформаційні технології в економіці. Проблеми системного підходу в економіці. 2020. Вип. 6 (80). С.139-154. DOI: 10.32782/2520-2200/2020-6-20

45. Цифрові активи та їх правове регулювання у світлі розвитку технології блокчейн : монографія / Александр Кудь, Микола Кучерявенко, Євген Смичок. – Харків : Право, 2019. – 216 с.

46. Цифрова економіка: тренди, ризики та соціальні детермінанти. 2020. URL : [https://razumkov.org.ua/uploads/article/2020\\_digitalization.pdf](https://razumkov.org.ua/uploads/article/2020_digitalization.pdf) (дата звернення 01.11.2024).

47. Чирак, І. М. (2023). *Економіка соціальних медіа: навчальний посібник*. Тернопіль: ЗУНУ. 300 с.

48. Що таке індекс страху та жадібності (Fear & Greed Index). *цеКрипто*. URL: <https://tsecrypto.com/article/shho-take-indeks-strahu-ta-zhadibnosti-fear-greed-index/> (дата звернення: 09.11.2024)

49. Alonso Diaz, S., & Garcia, A. (2024). Small price bias in the cryptocurrency market. *A cognitive bias revealed by emotions on social networks*. DOI: 10.2139/ssrn.4757313.

50. Amnas, Muhammed Basid, Murugesan Selvam, Mariappan Raja, Sakthivel Santhoshkumar, and Satyanarayana Parayitam (2023). «Understanding the Determinants of FinTech Adoption: Integrating UTAUT2 with Trust Theoretic

Model». *Journal of Risk and Financial Management* 16, no. 12: 505. DOI: 10.3390/jrfm16120505.

51. Ante, L. (2023). How Elon Musk's Twitter activity moves cryptocurrency markets. *Technological Forecasting and Social Change*. Vol. 186, Part A. Article 122112. DOI: <https://www.doi.org/10.1016/j.techfore.2022.122112>.

52. Anugerah A. R., Muttaqin P. S., Trinarningsih W. Social network analysis in business and management research: A bibliometric analysis of the research trend and performance from 2001 to 2020. *Heliyon*. 2022. Vol. 8, No. 4. DOI: 10.1016/j.heliyon.2022.e09270.

53. Arias-Oliva, M., Pelegrín-Borondo, J., & Matías-Clavero, G. (2019). Variables influencing cryptocurrency use: A technology acceptance model in Spain. *Frontiers in Psychology*, 10, 475. DOI: 10.3389/fpsyg.2019.00475.

54. Azzam, N. A., & Batulan, R. A. (2023). Fibonacci Trading Strategy. *In Research on Islamic Business Concepts* (pp. 347-356). DOI: 10.1007/978-981-99-5118-5\_21.

55. Baltakys, K., Baltakienė, M., Heidari, N., Iosifidis, A., & Kannianen, J. (2023). Predicting the trading behavior of socially connected investors: Graph neural network approach with implications to market surveillance. *Expert Systems with Applications*, Vol. 228, 120285. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.120285.

56. Banking Is Only The Beginning: 58 Big Industries Blockchain Could Transform. (2022). URL: <https://www.cbinsights.com/research/industries-disrupted-blockchain/#mobility> (дата звернення: 15.11.2024).

57. Brmalj, N., Mujačević, E. (2023). Impact of Liquidity and Investors Sentiment on Herd Behavior in Cryptocurrency Market. *International Journal of Financial Studies*, 11(3), 97. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijfs11030097>.

58. Bu Zhong (2021). *Social Media Communication: Trends and Theories*. Hoboken, New Jersey: Wiley-Blackwell. 208 p. ISBN 978-1-119-04159-7.

59. Chaudhary, D., Saroj, S.K. (2023). Cryptocurrency Price Prediction Using Machine Learning Algorithms. *ADCAIJ: Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*. Vol. 12, No. 1. P. e31490. DOI: 10.14201/adcaij.31490.

60. Chen, R., Dong, R., Dai, Y. (2023). The relationship between Twitter sentiment and stock performance: A decision tree approach. *Proceedings of the 56th Hawaii International Conference on System Sciences*. P. 4850–4859. URL: <https://hdl.handle.net/10125/103225>.

61. Chernov, S. & Guryanova, L. & Dymchenko, Olena & Labunska, Svitlana. (2019). Complex of models of financial decentralisation analysis and assessment. *Financial and credit activity: problems of theory and practice*. 3. 315-326. DOI: 10.18371/fcaptp.v3i30.179646.

62. Chokor, A., Alfieri, E. (2021). Long and Short-Term Impacts of Regulation in the Cryptocurrency Market. *The Quarterly Review of Economics and Finance*. Vol. 81(C). P. 157-173. DOI: 10.1016/j.qref.2021.03.007.

63. Christoffersen, J., & Stæhr, S. (2019). Individual risk tolerance and herding behaviors in financial forecasts. *European Financial Management*, 25(5), 1348–1377. DOI: 10.1111/eufm.12231.

64. Cointelegraph. (2023). Social Media Discussions Play a Crucial Role in Influencing Crypto Returns. URL: <https://cointelegraph.com/news/social-media-discussions-play-a-crucial-role-in-influencing-crypto-returns-study> (дата звернення: 09.11.2024).

65. Danich, V., Lutsenko, R. Problems of operation of the cryptocurrency market in Ukraine. Сучасні інноваційно-інвестиційні механізми розвитку національної економіки в умовах євроінтеграції: матеріали VIII Міжнародної науково-практичної Інтернет- конференції, 28 жовтня 2021 р. – Полтава: Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», 2021. – 262 с. С. 27 - 29. URL: <https://drive.google.com/file/d/1Ggcp4WCSzEDJX2do4gO6vJTFZ9F3E83c>.

66. Danich V., Lutsenko R. Virtual assets of the distributed register. *Bulletin of V. N. Karazin Kharkiv National University Economic Series*. 2023. № 104. С. 5–10. DOI: <https://doi.org/10.26565/2311-2379-2023-104-01>.

67. Danich, V., Lutsenko, R. Developing professional digital competencies for cryptocurrency market beginners (Case study of economics students). *Baltic Journal*

of *Legal and Social Sciences*. 2024. № 1. P. 60-65. DOI: <https://doi.org/10.30525/2592-8813-2024-spec-5>.

68. Danich, V., Lutsenko, R. Developing professional competencies for cryptocurrency market beginners (case study of economics students). The XII International Research-to-Practice Conference «Society Transformations in Social and Human Sciences». Rīga: BSA, 2024. 381 pp. P. 184-187. URL: [https://bsa.edu.lv/docs/science/book/conference\\_20231125.pdf](https://bsa.edu.lv/docs/science/book/conference_20231125.pdf)

69. Data 365 Social Media API Documentation (2024). URL: <https://data365.co/guides> (дата звернення: 22.11.2024)

70. Davis, Fred D. Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly* 13, no. 3 (1989): 319–40. DOI: 10.2307/249008.

71. De, Brajesh. API Management : An Architect’s Guide to Developing and Managing APIs for Your Organization. Second edition. Apress, 2023. P. 127-169. DOI: 10.1007/979-8-8688-0054-2

72. Deloitte. The global economic impact of Facebook. 2015. URL: <https://www2.deloitte.com/tr/en/pages/technology-media-and-telecommunications/articles/the-global-economic-impact-of-facebook.html> (дата звернення: 09.11.2024).

73. Derbentsev V., Matviychuk A., Soloviev V. N. Forecasting of Cryptocurrency Prices Using Machine Learning. *Advanced Studies of Financial Technologies and Cryptocurrency Markets / Ed. by L. Pichl et al. Singapore: Springer*. 2020. P. 211–230. DOI: 10.1007/978-981-15-4498-9\_12.

74. De Regt, A., Cheng, Z., Fawaz, R. (2023). Young People Under ‘Finfluencer’: The Rise of Financial Influencers on Instagram: An Abstract. In: Jochims, B., Allen, J. (eds) *Optimistic Marketing in Challenging Times: Serving Ever-Shifting Customer Needs*. AMSAC 2022. *Developments in Marketing Science: Proceedings of the Academy of Marketing Science*. Springer, Cham. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-031-24687-6\\_106](https://doi.org/10.1007/978-3-031-24687-6_106).

75. Dewan, P., & Dharni, K. (2019). Herding behaviour in investment decision making: A review. *Journal of Economics, Management and Trade*, 24(2), 1–12. DOI: 10.9734/jemt/2019/v24i230160.

76. Digital 2023: Global Overview Report. *DataReportal*. URL: <https://datareportal.com/reports/digital-2023-global-overview-report> (дата звернення: 22.11.2024)

77. Digital 2024: Global Overview Report. *DataReportal*. URL: <https://datareportal.com/reports/digital-2024-global-overview-report> (дата звернення: 22.11.2024)

78. Ennajeh, L., & Najjar, T. (2024). Blockchain Technology Adoption Through the UTAUT Model: Exploring the Mediating Role of Trust in Technology. *Journal of Telecommunications and the Digital Economy*, 12(1), 328–355. DOI: 10.18080/jtde.v12n1.873.

79. Erdoğan, M. C., & Canayaz, M. (2018). Crypto-Currency Sentiment Analysis on Social Media. In *Proceedings of the International Conference on Data Analysis and Processing (IDAP)* (pp. 1-5). DOI: 10.1109/IDAP.2018.8620724.

80. Esgate, A., & Groome, D. (2005). *An Introduction to Applied Cognitive Psychology*. London: Psychology Press. ISBN: 978-1-138-84012-6.

81. FATF. Virtual Assets Red Flag Indicators of Money Laundering and Terrorist Financing. Paris (France). 2020. FATF. URL: <https://www.fatf-gafi.org/content/dam/fatf-gafi/reports/Virtual-Assets-Red-Flag-Indicators.pdf> (дата звернення: 15.11.2024).

82. FATF. International Standards on Combating Money Laundering and the Financing of Terrorism & Proliferation. Paris (France). 2012-2021. FATF. URL: [www.fatf-gafi.org/recommendations.html](http://www.fatf-gafi.org/recommendations.html) (дата звернення: 15.11.2024).

83. Gautam, S., & Kumar, P. (2023). Behavioral biases of investors in the cryptocurrency market. *AIP Conference Proceedings*, 2782(1), 020105. DOI: 10.1063/5.0154194.

84. Gosal R., Astuti D., Evelyn E. Influence of Self-Esteem and Objective Financial Knowledge on the Financial Behavior in Young Adults with Subjective

Financial Knowledge Mediation as Variable. *International Journal of Financial and Investment Studies*. 2021. Vol. 2, No. 2. P. 56–64. DOI: 10.9744/ijfis.2.2.56-64.

85. Gough J., Bryant D., Auburn M. *Mastering API Architecture: Design, Operate, and Evolve API-Based Systems*. 1st ed. Warsaw: Helion, 2024. 320 p.

86. Guégan D., Renault T. Does investor sentiment on social media provide robust information for Bitcoin returns predictability?. *Finance Research Letters*. 2021. Vol. 38. Article 101494. – DOI: 10.1016/j.frl.2020.101494.

87. Guidance for a Risk-Based Approach to Virtual Assets and Virtual Asset Service Provider. Paris (France). 2019. FATF. URL: <https://www.fatf-gafi.org/content/dam/fatf-gafi/guidance/RBA-VA-VASPs.pdf> (дата звернення 15.11.2024).

88. Guidi, B., & Michienzi, A. (2020). Bitcoin Price Variation: An Analysis of the Correlations. *In Euro-Par 2019 Workshops* (pp. 429–441). Springer. DOI: 10.1007/978-3-030-48340-1\_33.

89. Gurdgiev, C., & O’Loughlin, D. (2020). Herding and anchoring in cryptocurrency markets: Investor reaction to fear and uncertainty. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 25, 100271. DOI: 10.1016/j.jbef.2020.100271.

90. Harvey, Nigel (1997). Confidence in judgment. *Trends in Cognitive Sciences*. 1 (2): 78—82. DOI:10.1016/S1364-6613(97)01014-0.

91. Hoffrage, Ulrich (2004). Overconfidence. У Pohl, Rüdiger (ред.). *Cognitive Illusions: a handbook on fallacies and biases in thinking, judgement and memory*. Psychology Press. ISBN 978-1-84169-351-4.

92. Hogarth R. M., Einhorn H. J. Order Effects in Belief Updating: The Belief-Adjustment Model. *Cognitive Psychology*. 1992. Vol. 24, No. 1. P. 1–55. DOI: 10.1016/0010-0285(92)90002-J.

93. Hootsuite. 37 Important TikTok Stats Marketers Need to Know. 2024. URL: <https://blog.hootsuite.com/tiktok-stats/> (дата звернення: 09.11.2024).

94. Howe, N., & Strauss, W. (1991). *Generations: The history of America's future, 1584 to 2069*. New York: William Morrow and Company, 552 p.

95. Jeremy Harris Lipschultz (2020). *Social Media Communication. Concepts, Practices, Data, Law and Ethics*. London: Routledge. 388 p. ISBN 978-1-032-24659-8.
96. Kahneman, Daniel, and Amos Tversky. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica* 47, no. 2 (1979): 263–91. DOI: 10.2307/1914185.
97. Kahneman D., Slovic P., Tversky A. *Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases*. Cambridge: Cambridge University Press, 1982. – 555 p. DOI: 10.1017/CBO9780511809477.
98. Kahneman, Daniel. *Thinking, Fast and Slow*. New York: Farrar, Straus and Giroux, 2011. ISBN: 978-0-141-03357-0.
99. Kahneman, Daniel. 2003. «Maps of Bounded Rationality: Psychology for Behavioral Economics». *The American Economic Review* 93 (5): 1449–75. DOI: 10.1257/000282803322655392.
100. Kaminskyi, A., Miroshnychenko, I., & Pysanets, K. (2019). Risk and return for cryptocurrencies as alternative investment: Kohonen maps clustering. *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, 8, 175-193. DOI: 10.33111/nfmte.2019.175.
101. Kelman, H. C. Compliance, identification, and internalization three processes of attitude change. *Journal of Conflict Resolution*, 2(1) (1958), 51-60. DOI: 10.1177/002200275800200106.
102. Kononova K., Dek A., Shpakovych M. Modeling of Posting Behavior in Social Media. *CEUR Workshop Proceedings*. 2017. Vol. 2030. P. 837–849. URN: urn:nbn:de:0074-2030-3.
103. Kononova, K., & Dek, A. (2018). Investigation of traders' behavioral characteristics: experimental economics methods and machine learning technologies. *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, 7, 148-167. DOI: 10.33111/nfmte.2018.148.
104. Kononova K., Dek A. Bitcoin mining electricity consumption and carbon footprint. *Rivista di studi sulla sostenibilità*. 2019. Vol. 2. P. 73–88. DOI: 10.3280/RISS2019-002007.



105. Krueger, Alan & Schkade, David & Schwarz, Norbert & Stone, Arthur. (2006). Would You Be Happier If You Were Richer? A Focusing Illusion. *Science (New York, N.Y.)*. 312. DOI: 1908-10. 10.1126/science.1129688.

106. Krukovets D. Data Science Opportunities at Central Banks: Overview. *Visnyk of the National Bank of Ukraine*. 2020. No. 249. P. 13–24. DOI: 10.26531/vnbu2020.249.02.

107. Kud, A. Comprehensive classification of virtual assets. *International Journal of Education and Science*. 2021. Vol. 4, No. 1. P. 52-75. DOI: <https://doi.org/10.26697/ijes.2021.1.6>.

108. Kuen, L., Westmattelmann, D., Bruckes, M. et al (2023). Who earns trust in online environments? A meta-analysis of trust in technology and trust in provider for technology acceptance. *Electron Markets* 33, 61. DOI: 10.1007/s12525-023-00672-1.

109. Lerner J. S., Small D. A., Loewenstein G. Heart strings and purse strings: Carryover effects of emotions on economic decisions. *Psychological Science*. 2004. Vol. 15, No. 5. P. 337–341. DOI: 10.1111/j.0956-7976.2004.00679.x.

110. Lutsenko R. Algorithm for monitoring social network data for behavioral economics research. Modern problems of social and economic systems modelling. XV International Scientific Practical Conference. April 11-12, 2024 – Multimedia Sciences. electron. Kharkiv, KHNEU named after S. Kuznetsia, 2024. URL: <https://mpsesm.org/book/2024/pages/sections/section05/page1155.html>

111. Lutsenko R. Intelligent Data Analysis Systems for Research in Behavioral Economics of Virtual Assets. The Ukrainian Scientific and Practical Conference «Scientific Research Methodology – 2024». Cherkasy, 15-16 November 2024. Cherkasy, 2024. P. 19-21. URL: <https://pmkt.chdtu.edu.ua/scientific-research-methodology/>

112. Ma, Qingxiong & Liu, Liping. (2005). The Technology Acceptance Model. *Advanced Topics in End User Computing*, Volume 4. DOI: 10.4018/9781591404743.ch006.ch000.

113. Maniy, R.V., Priyan, R.S., Selvan, T.S., Sadanand, P.A., Vinoth, V., Gopalakrishnan (2023). The impact of social media on investment decisions: An empirical analysis of user behavior on investment platforms. *International Research Journal of Modernization in Engineering, Technology and Science*. Vol. 05, Issue 05 (May). DOI: <https://www.doi.org/10.56726/IRJMETS38929>.

114. McKnight, D. H., Choudhury, V., & Kacmar, C. (2002). Developing and validating trust measures for e-commerce: An integrative typology. *Information Systems Research*, 13(3), 334–359. DOI: 10.1287/isre.13.3.334.81.

115. Mikolov, T., Yih, W., & Zweig, G. (2013). Linguistic regularities in continuous space word representations. Proceedings of NAACL-HLT 2013 (pp. 746–751). URL: <https://aclanthology.org/N13-1090>.

116. Mohylna, M.V., Dubrovin, V.I. (2022). Intellectual Text Analysis: Applications and Free Software. *Mathematical Modelling*. Vol. 5, No. 2. P. 5. DOI: 10.32782/mathematical-modelling/2022-5-2-5.

117. Mudassir, M., Bennbaia, S., Unal, D., & Hammoudeh, M. (2020). Time-series forecasting of Bitcoin prices using high-dimensional features: a machine learning approach. *Neural Computing and Applications*, 32(20), 15869–15888. DOI: 10.1007/s00521-020-05129-6.

118. Murray, K., Rossi, A., Carraro, D., Visentin, A. (2023). Cryptocurrency Price Prediction: A Comparison of Machine Learning, Deep Learning, and Ensemble Methods. *Forecasting*. Vol. 5. P. 196–209. DOI: 10.3390/forecast5010010.

119. Nickerson R. S. Confirmation Bias: A Ubiquitous Phenomenon in Many Guises. *Review of General Psychology*. 1998. Vol. 2, No. 2. P. 175–220. DOI: 10.1037/1089-2680.2.2.175.

120. Olajide, O., Pandey, S., Pandey, I. (2024). Social media for investment advice and financial satisfaction: Does generation matter? *Journal of Risk and Financial Management*. Vol. 17, Issue 9. P. 410. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm17090410>.

121. Or, C. (2024). Thirty-Five Years of the Technology Acceptance Model: Insights From Meta-Analytic Structural Equation Modelling. *The Open/Technology in*

*Education, Society, and Scholarship Association Journal*, 4(3), 1–26. DOI: 10.18357/otessaj.2024.4.3.66.

122. Oxford Economics. TikTok Economic Impact Report January 2024. 2024. URL: [https://www.oxfordeconomics.com/wp-content/uploads/2024/01/TikTok\\_Jan2024\\_EN.pdf](https://www.oxfordeconomics.com/wp-content/uploads/2024/01/TikTok_Jan2024_EN.pdf) (дата звернення: 09.11.2024).

123. Pallier, G., Wilkinson, R., Danthiir, V., Kleitman, S., Knezevic, G., Stankov, L., & Roberts, R. D. (2002). The Role of Individual Differences in the Accuracy of Confidence Judgments. *The Journal of General Psychology*, 129(3), 257–299. DOI: 10.1080/00221300209602099.

124. Pearson B., Korankye T. The association between financial literacy confidence and financial satisfaction. *Review of Behavioral Finance*. 2023. Vol. 15, No. 6. P. 935–946. DOI: 10.1108/RBF-03-2022-0090.

125. Pew Research Center. Social Media Fact Sheet. 2024. URL: <https://www.pewresearch.org/internet/fact-sheet/social-media/> (дата звернення: 09.11.2024).

126. Preibisch, Sascha. API Development : A Practical Guide for Business Implementation Success. Apress, 2018. C. 11-39. DOI: 10.1007/978-1-4842-4140-0

127. Raheman, A., Kolonin, A., Fridkins, I., Ansari, I., & Vishwas, M. (2022). Social Media Sentiment Analysis for Cryptocurrency Market Prediction. *arXiv preprint arXiv:2204.10185*. DOI: 10.48550/arXiv.2204.10185.

128. Raviv, L., Meyer, A., & Lev-Ari, S. (2020). The role of social network structure in the emergence of linguistic structure. *Cognitive Science*, 44(8). DOI: 10.1111/cogs.12876.

129. Recskó, M., Aranyossy, M (2024). User acceptance of social network-backed cryptocurrency: a unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT)-based analysis. *Financ Innov* 10, 57. DOI: 10.1186/s40854-023-00511-4.

130. Restuputri, Dian & Refoera, Figo & Masudin, Ilyas. (2023). Investigating Acceptance of Digital Asset and Crypto Investment Applications Based on the Use of Technology Model (UTAUT2). *FinTech*. 2. 388-413. DOI: 10.3390/fintech2030022.

131. Robb C. A., Babiarz P., Woodyard A., Seay M. C. Bounded Rationality and Use of Alternative Financial Services. *Journal of Consumer Affairs*. 2015. Vol. 49, No. 2. P. 407–435. DOI: 10.1111/joca.12071.

132. Roeckelein, J. E. (2006). Elsevier's Dictionary of Psychological Theories. *Amsterdam: Elsevier Science*. ISBN: 9781493302338.

133. Sadeeq, U., Butt, K.A. (2024). Impact of heuristic driven availability bias on investment decision making in Indian stock market: An empirical study. *EPRA International Journal of Economic and Business Review*. Vol. 12, Issue 5 (May). DOI: 10.36713/epra16692.

134. Sagheer, N., Khan, K. I., Fahd, S., Mahmood, S., Rashid, T., & Jamil, H. (2022). Factors affecting adaptability of cryptocurrency: An application of technology acceptance model. *Frontiers in Psychology*, 13, 903473. DOI: 10.3389/fpsyg.2022.903473.

135. Samuelson W., Zeckhauser R. Status quo bias in decision making. *Journal of Risk and Uncertainty*. 1988. Vol. 1, No. 1. P. 7–59. – DOI: 10.1007/BF00055564.

136. Selten, R. (1990). Bounded Rationality. *Journal of Institutional and Theoretical Economics (JITE)*. *Zeitschrift Für Die Gesamte Staatswissenschaft*, 146(4), 649–658. URL: <http://www.jstor.org/stable/40751353>.

137. Shahzad, M. F., Xu, S., Lim, W. M., Hasnain, M. F., & Nusrat, S. (2023). Cryptocurrency awareness, acceptance, and adoption: the role of trust as a cornerstone. *Nature Humanities and Social Sciences Communications*, 10, 528. DOI: 10.1057/s41599-023-02528-7.

138. Shrestha, A. K., Vassileva, J., Joshi, S., & Just, J. (2021). Augmenting the technology acceptance model with trust model for the initial adoption of a blockchain-based system. *PeerJ Computer Science*, 7, e502. DOI: 10.7717/peerj-cs.502.

139. Simon H. A. A Behavioral Model of Rational Choice. *The Quarterly Journal of Economics*. 1955. Vol. 69, No. 1. P. 99–118. DOI: 10.2307/1884852.

140. Solanki S., Wadhwa S., Gupta S. Digital Technology: An Influential Factor in Investment Decision Making. *International Journal of Engineering and*

Advanced Technology. 2019. Vol. 8, No. 6S4. P. 27–31. DOI: 10.35940/ijeat.F1007.1186S419.

141. Tanwar, S., Patel, N.P., Patel, S.N., Patel, J., Sharma, G., Davidson, I.E. (2021). Deep Learning-Based Cryptocurrency Price Prediction Scheme with Inter-Dependent Relations. *IEEE Access*. Vol. 10. P. 1–15. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3117848.

142. Thaler R. H. Mental Accounting Matters. *Journal of Behavioral Decision Making*. 1999. Vol. 12, No. 3. P. 183–206. DOI: 10.1002/(SICI)1099-0771(199909)12:3<183::AID-BDM318>3.0.CO;2-F.

143. Thaler, Richard H. (2017). «Misbehaving: The Making of Behavioral Economics». *The Review of Austrian Economics*, Vol. 30, pp. 137–141. DOI: 10.1007/s11138-015-0330-z

144. The Future of Behavioral Economics: AI Tools in the Digital Space. S.Turlakova, Ya. Shumilo, B. Lohvinenko; Eds. S.Turlakova. *National Academy of Sciences of Ukraine, Institute of Industrial Economics of the NAS of Ukraine*. Kyiv: Akadempriodyka, 2024. 170 p. DOI: 10.15407/akadempriodyka.515.170.

145. TikTok for Business. What's Next 2023 Trend Report. 2023. URL: [https://www.tiktok.com/business/library/20221229\\_TikTokWhatsNext\\_SG\\_Final.pdf](https://www.tiktok.com/business/library/20221229_TikTokWhatsNext_SG_Final.pdf) (дата звернення: 09.11.2024).

146. Ting, H. L. J., Kang, X., Li, T., Wang, H., & Chu, C.-K. (2021). On the trust and trust modeling for the future fully-connected digital world: A comprehensive study. *IEEE Access*, 9, 106743–106783. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3100767.

147. TradingView. EUR/USD 15min Chart, June 11-13, 2020. URL: <https://www.tradingview.com> (дата звернення: 01.11.2024).

148. Turlakova, S. (2022). Conceptual provisions of management of the behavior of economic agents in the digital space using artificial intelligence tools. *Economy and Entrepreneurship*, 49, 40-54. DOI: 10.33111/EE.2022.49.TurlakovaS.

149. Turlakova, S. (2022). Modeling the values of reflexive characteristics of agents within the management of herd behavior at the enterprises. *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*. №11. P. 48-71. DOI: 10.33111/nfmte.2022.048.

150. Tversky A., Kahneman D. Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*. 1974. Vol. 185, No. 4157. P. 1124–1131. DOI: 10.1126/science.185.4157.1124.

151. Tversky A., Kahneman D. Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*. 1992. Vol. 5, No. 4. P. 297–323. DOI: 10.1007/BF00122574.

152. Ursavaş, Ö.F. (2022). Unified Theory of Acceptance and Use of Technology Model (UTAUT). In: *Conducting Technology Acceptance Research in Education . Springer Texts in Education. Springer, Cham*. DOI: 10.1007/978-3-031-10846-4\_6.

153. Valencia, F., Gomez-Espinosa, A., Valdes-Aguirre, B. (2019). Cryptocurrency Price Movement Prediction Using Sentiment Analysis and Machine Learning. *Entropy*. Vol. 21. P. 589. DOI: 10.3390/e21060589.

154. Vamossy D. F. Social Media Emotions and Market Behavior. *Quantitative Finance*. 2024. 24 p. DOI: 10.48550/arXiv.2404.03792.

155. Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478. DOI: 10.2307/30036540.

156. Wang, C., Yan, Z., Lan, J., Bertino, E., & Pedrycz, W. (2024). TrustGuard: A reliable and interpretable trust evaluation based on GNN with dynamicity support. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 21(5), 1–14. DOI: 10.1109/TDSC.2024.3353548

157. Wołk, K. (2019). Advanced social media sentiment analysis for short-term cryptocurrency price prediction. *Expert Systems*, 37(3), e12493. DOI: 10.1111/exsy.12493.

158. Yalçın-İncik, E., & İncik, T. (2022). Generation Z students' views on technology in education: What they want what they get. *Malaysian Online Journal of Educational Technology*, 10(2), 109-124. DOI: 10.52380/mojet.2022.10.2.275.

159. Zablotska R., Tamrazian H. Technology as a Tool to Combat the Shadow Market: A Literature Review. *Sustainable economy*. 2024. DOI: 10.5281/zenodo.13831517.

160. Zhang, C., Li, W., Zhang, H., Zhan, T. (2024). Recent Advances in Intelligent Data Analysis and Its Applications. *Electronics*. Vol. 13, No. 1. P. 226. DOI: 10.3390/electronics13010226.

## ДОДАТКИ



Додаток А

## СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

*Статті у наукових виданнях, включених до переліку наукових фахових видань України*

1. Danich V., Lutsenko R. Virtual assets of the distributed register. *Bulletin of V. N. Karazin Kharkiv National University Economic Series*. 2023. № 104. С. 5 – 10.

DOI: <https://doi.org/10.26565/2311-2379-2023-104-01>.

*Особистий внесок здобувача: автором проведений порівняльний і системний аналіз різних категорій віртуальних активів; визначено стейкхолдерів і обґрунтовано переваги та недоліки впровадження віртуальних активів розподіленого реєстру.*

*Особистий внесок співавтора: постановка проблеми дослідження, яка полягає у визначенні та оцінці ефективності використання віртуальних активів розподіленого реєстру як економічної категорії.*

2. Луценко Р.Р. Аналіз поведінкових факторів стейкхолдерів ринку криптовалют серед користувачів соціальних мереж. *Вчені записки університету “КРОК”*. 2024. №3 (75). С. 172 – 182.

DOI: <https://doi.org/10.31732/2663-2209-2024-75-172-182>.

3. Луценко Р. Р. Прикладний програмний інтерфейс як метод моніторингу даних соціальних мереж для досліджень у поведінковій економіці. *Бізнес-інформ*. 2024. №8. С. 133–141.

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-8-133-141>.

4. Гур'янова Л. С., Луценко Р. Р. Моделі аналізу динаміки ринку криптовалют з урахуванням поведінкових метрик стейкхолдерів за даними соціальних мереж. *Бізнес Інформ*. 2024. №9. С. 129–138.

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-9-129-138>.

*Продовження додатку А*

*Особистий внесок здобувача: автором обґрунтовано систему поведінкових метрик стейкхолдерів ринку віртуальних активів за даними соціальних мереж для аналізу динаміки ринку криптовалют; розроблено механізм збору та агрегації даних; побудовані моделі прогнозування ціни біткоіна на підставі економетричних методів та методів машинного навчання (Random Forest, Decision Tree).*

*Особистий внесок співавтора: постановка проблеми дослідження, яка полягає в оцінці ефективності використання методів інтелектуального аналізу даних для прогнозування цін на криптовалюту з метою обґрунтування процесу прийняття рішень на ринку віртуальних активів.*

***Публікації у періодичних наукових виданнях інших держав, які входять до Європейського Союзу:***

5. Danich, V., Lutsenko, R. Developing professional digital competencies for cryptocurrency market beginners (Case study of economics students). *Baltic Journal of Legal and Social Sciences*. 2024. № 1. P. 60-65.

DOI: <https://doi.org/10.30525/2592-8813-2024-spec-5>.

*Особистий внесок здобувача: проведено системно-структурний аналіз цифрових компетенцій учасників ринку криптовалют.*

*Особистий внесок співавтора: постановка проблеми дослідження, яка полягає в необхідності формування цифрових компетенцій у нових користувачів ринку віртуальних активів.*

***Праці апробаційного характеру:***

6. Vitaly Danich, Rostyslav Lutsenko. Problems of operation of the cryptocurrency market in Ukraine. Сучасні інноваційно-інвестиційні механізми розвитку національної економіки в умовах євроінтеграції: матеріали VIII Міжнародної науково-практичної Інтернет- конференції, 28 жовтня 2021 р. – Полтава: Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», 2021. – 262 с. С. 27-29.

URL: <https://drive.google.com/file/d/1Ggcp4WCSzEDJX2do4gO6vJTFZ9F3E83c>.

7. Луценко Р. Р., Даніч В. М. Можливості технологій розподіленого реєстру. Електронне наукове видання. Збірник тез доповідей за матеріалами Міжнародної науково-практичної конференції здобувачів освіти та молодих вчених «Науковий простір: Актуальні питання, досягнення та інновації», 23-24 листопада 2021 р., м. Вінниця, 2021. – 370 с. С. 310-312.

URL: [https://enpuir.npu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/43600/80\\_Tytul\\_Zmist.pdf](https://enpuir.npu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/43600/80_Tytul_Zmist.pdf).

8. Даніч В. М., Луценко Р. Р. Віртуальні активи у контексті теорії поколінь. Міжнародна науково-практична конференція «Реформування економіки в контексті міжнародного співробітництва: механізми та стратегії», 4-5 лютого 2022 року, м. Запоріжжя, 2022. – С. 63-67.

URL: <https://ir.vtei.edu.ua/g.php?fname=27906.pdf>

9. Луценко Р. Р. Цифрова компетентність – запорука успішної підготовки спеціалістів з економічної кібернетики. Збірник матеріалів: Міжнародної науково-практичної конференції «Економічна кібернетика: теорія, практика та напрямки розвитку». 29-30 листопада 2022 року, м. Одеса, 2022. – С. 55-63.

URL: <https://economics.net.ua/wp-content/uploads/2023/01/tezy.pdf>

10. Луценко Р., Даніч В. Аналіз поведінкових упереджень стейкхолдерів ринку криптовалют серед користувачів соціальної мережі ТікТок. Збірник тез доповідей II Міжнар. наук.-практич. конфер. «Інновації та перспективні шляхи розвитку інформаційних технологій» (06 груд. 2023 р., м. Черкаси) [Електронний ресурс] / упоряд. : Т. О. Прокопенко, Я. В. Тарасенко ; М-во освіти і науки України, Черкас. держ. технол. ун-т. – Черкаси : ЧДТУ, 2023. – С. 69 - 71.

URL: [https://drive.google.com/file/d/1f0cc\\_HaFDH4G3AI\\_NfwqfTjaMjyWBvkc](https://drive.google.com/file/d/1f0cc_HaFDH4G3AI_NfwqfTjaMjyWBvkc).

11. Rostyslav Lutsenko. Algorithm for monitoring social network data for behavioral economics research. Modern problems of social and economic systems modelling. XV International Scientific Practical Conference. April 11-12, 2024 – Multimedia Sciences. electron. Kharkiv, KHNEU named after S. Kuznetsia, 2024.

URL: <https://mpsesm.org/book/2024/pages/sections/section05/page1155.html>

12. Луценко Р.Р. Моделі поведінкової економіки віртуальних активів. Тези доповідей. XII Всеукраїнська науково-практична конференція Форум молодих економістів-кібернетиків «Моделювання економіки: проблеми, тенденції, досвід», 22-23 листопада 2024 р., м. Львів. – 2024. – С. 68-71.

URL: [https://econom.lnu.edu.ua/wp-content/uploads/2024/11/2024\\_Zbirnyk-OK\\_END.pdf](https://econom.lnu.edu.ua/wp-content/uploads/2024/11/2024_Zbirnyk-OK_END.pdf)

13. Lutsenko R. Intelligent Data Analysis Systems for Research in Behavioral Economics of Virtual Assets. The Ukrainian Scientific and Practical Conference «Scientific Research Methodology – 2024». Cherkasy, 15-16 November 2024. Cherkasy, 2024. P. 19-21.

URL: <https://pmkt.chdtu.edu.ua/scientific-research-methodology/>

14. Гур'янова Л.С., Луценко Р.Р. Прогнозування динаміки ринку криптовалют на основі даних соціальних мереж. Моделювання та прогнозування економічних процесів : зб. тез доп. XVIII Міжнар. наук.-практ. конф., м. Київ, 5 груд. 2024 р. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка», 2024. – С. 27-30.

URL: <https://mpreproc.fmm.kpi.ua/>

***Праці апробаційного характеру у виданнях держав Європейського Союзу:***

15. Rostyslav Lutsenko, Vitaly Danich. Developing professional competencies for cryptocurrency market beginners (case study of economics students). The XII International Research-to-Practice Conference «Society Transformations in Social and Human Sciences». Rīga: BSA, 2024. 381 pp. P. 184-187.

URL: [https://bsa.edu.lv/docs/science/book/conference\\_20231125.pdf](https://bsa.edu.lv/docs/science/book/conference_20231125.pdf).

## Термінологічна база для генерації запитів

смартконтракти	smartcontracts	продаж криптовалюти	sale cryptocurrency
майнінг	mining	Створення криптовалюти	Creating cryptocurrency
майнери	miners	купівля криптовалюти	buying cryptocurrency
криптовалюта	cryptocurrency	Віртуальні валюти	Virtual currencies
кріпто	crypto	Віртуальні активи	Virtual assets
кріпта	crypt	Ринок криптовалют	Cryptocurrency market
смартконтракт	smartcontract	обмін криптовалют	cryptocurrency barter
Стейкхолдери	Stakeholders	бартер криптовалюти	cryptocurrency issuance
Стейкхолдер	Stakeholder	емісія криптовалют	cryptocurrency miners
gate	Kuna	майнери криптовалют	mining farm
huobi	Exmo	майнінгова ферма	smart contracts
huobiglobal	Binance	смарт-контракти	Cryptocurrency market participants
bitfinex	FTX	Учасники ринку криптовалют	Cryptocurrency stakeholder
ОКЕХ	coinmarketcap	Стейкхолдер криптовалют	Cryptocurrency stakeholders
ОКХ	coinbase	Стейкхолдери криптовалют	Cryptocurrency exchanges
МЕХС	kraken	Біржі криптовалют	Cryptocurrency exchange
bybit	kucoin	Біржі з обміну криптовалют	coinbase exchange
poloniex	gemini	Біржа криптовалют	huobi global
okcoin	cryptoeconomic	криптоекономіка	binance.US
cryptoeconomics	довіра до криптовалют	trust cryptocurrencies	BTC TRADE UA
публічний ключ криптовалют	public key cryptocurrency	Пункти обміну криптовалют	Cryptocurrency exchange offices

Криптографічний код	Cryptographic code	приватний ключ криптовалют	private cryptocurrency key
криптографічні технології	Binance Coin	захищеність криптовалют	Blockchain register
смарт стейкінг	smart stacking	технологія блокчейн	blockchain technology
криptomonети	cryptocurrencies	Блокчейн-реєстр	cryptocurrency security
криptomonета	криптооптимісти	операції з криптовалютами	cryptocurrency transactions
криптографічні методи	CRYPTOWALL ETS	cryptographic technologies	криптографічний метод
Токен	Token	криптогаманець	cryptographic methods
блокчейн	blockchain	cryptocurrency status	nft
криптопесимісти	Ether	cryptooptimists	crypto-optimists
криптооптемізм	Litecoin	cryptooptimist	crypto-optimist
туземун	Ethereum	cryptopessimist	crypto-pessimists
криптоактиви	ETH	статус криптовалют	crypto-pessimism
криптоактив	BinanceCoin	tothemoon	cryptopessimism
біткоїн	Cardano	bitcoin	nfts
біткоїн	ADA	BTC	cryptographic method
ефір	Tether	LTC	cryptomarket
ефіріум	Polkadot	Altcoins	cryptosector
лайткоїн	XRP	Ripple	cryptocollabs
Альткойни	Uniswap	smartstacking	cryptologyjournal
смартстейкінг	usdt	crowdfunding	cryptopsy
краудфандинг	Chainlin	stablecoins	ethereummining
стейблкоїни	криптографія	stablecoin	smartcontracts
стейблкоїн	крипторинок	Tokenomics	bitcoininvestor
Токеноміка	криптосектор	Tokenomic	investinbitcoin
cryptoinvesting	nftnews	cryptography	cryptocurrencynews
bitcointrade	nftcollection	bitcoinnews	nftart
bitcointechnology	cryptocrash	trading	nftcommunity
cryptocommunity	nftwhale	btcnews	nftartist
cryptoworld	metaversenews	metaverse	nftartists

*Розроблено автором*

Додаток В  
**Програмний код,  
розроблений для проведення дослідження**

Посилання до репозиторію вихідного коду:

[https://github.com/RoxanisenS/behavioral\\_economics\\_of\\_virtual\\_assets](https://github.com/RoxanisenS/behavioral_economics_of_virtual_assets)

**Додаток Г**  
**Акт впровадження результатів**  
**дисертаційного дослідження**

LIMITED LIABILITY COMPANY  
 «UKRAINIAN TECHNOLOGY  
 TRANSFER TEAM»



ТОВАРИСТВО  
 З ОБМЕЖЕНОЮ  
 ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ  
 «ЮКРЕЙНІАН ТЕКНОЛОДЖИ  
 ТРАНСФЕР ТІМ»

вул. Каденюка 5Б/18, м. Харків, 61060, тел. +380991042292  
 ЄДРПОУ 45124018  
 www.uttt.com.ua | communicate@uttt.com.ua

« 12 » вересня 2024 р. № 2

**Довідка**

про використання результатів і окремих пропозицій,  
 представлених в дисертаційному дослідженні  
 Луценка Ростислава Руслановича на тему  
 «Поведінкова економіка віртуальних активів»

Науково-методичні рекомендації щодо розробки комплексу моделей аналізу динаміки ринку віртуальних активів у контексті поведінкової економіки можуть бути запроваджені у діяльність підприємства під час розробки бізнес-застосунків.

Теоретико-методичні підходи, моделі, розроблені Луценко Р.Р., дозволяють:

підвищити точність оцінки ринкових тенденцій на основі даних з соціальних мереж та поведінкових показників;

покращити якість прогнозу цінових коливань віртуальних активів за рахунок врахування поведінкових патернів інвесторів і стейкхолдерів крипторинків, а також оцінки впливу соціальних медіа на динаміку ринку;

сформувати аналітичні звіти для менеджменту компанії, які включають індикатори емоційних настроїв та трендів серед користувачів соціальних мереж, з метою підтримки прийняття інвестиційних рішень.

Основні положення, висновки та рекомендації науково-дослідної роботи використані для прогнозування тенденцій розвитку ринку криптовалют.

Довідка видана без фінансових зобов'язань перед автором.

Директор ТОВ «ЮКРЕЙНІАН  
 ТЕКНОЛОДЖИ ТРАНСФЕР ТІМ»



Соснов І.І.



Додаток Д  
Акт впровадження результатів  
дисертаційного дослідження

**ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ**  
**"ЛАВЛІ БАННІ ГРУП"**

61046, м. Харків, Індустріальний р-н, пр-т Московський, буд. 273, ЄДРПОУ 43245389  
Email: info@lovelybunny.com.ua



№ 1 від 28.08.2024

**Довідка**

про використання результатів і окремих пропозицій,  
представлених в дисертаційному дослідженні  
Луценка Ростислава Руслановича на тему  
“Поведінкова економіка віртуальних активів”

У дисертаційній роботі Луценка Ростислава Руслановича “Поведінкова економіка віртуальних активів” запропонований механізм моніторингу даних із соціальних мереж, який включає збір інформації з соціальних мереж за тематичними запитами за допомогою прикладних програмних інтерфейсів.

Завдяки моніторингу соціальних мереж компанія отримує можливість швидко аналізувати актуальні події та оцінювати реакцію аудиторії в режимі реального часу, що дозволяє оперативно реагувати на зміни інформаційного середовища.

Результати досліджень знайшли застосування в діяльності компанії у вигляді:

- вивчення цільової аудиторії, моніторингу новин, подій, аналізу динаміки настроїв, проведення аналітики;
- побудови моделей прогнозування ринкових тенденцій на основі даних моніторингу;
- аналізу соціальних мереж з метою виявлення трендів та популярних тем серед користувачів.

Довідка видана без фінансових зобов'язань перед автором.

Директор  
ТОВ «Лавлі Банні Груп»



Віталій ГВОЗДИЦЬКИЙ

Додаток Е  
Акт впровадження результатів  
дисертаційного дослідження

DocuSign Envelope ID: 07F77D19-8D6E-46C7-83BC-487664805EA4

**DATA365 OÜ**

Registration number 16633457  
Number КМКР EE102595659  
Code EMTAK Data processing (63111)

Harju maakond, Tallinn, Kesklinna linnaosa, Vesivärava tn 50-201, 10152  
Email contact@data365.co

№ 28 dated 28.09.2024

**Reference**

on the use of results and individual proposals presented  
in the dissertation research  
by Lutsenko R.R. on the topic  
“Behavioral Economics of Virtual Assets”

In the dissertation work by Lutsenko R.R. titled “Behavioral Economics of Virtual Assets,” a methodological approach is proposed for developing a set of models for the dynamics of the virtual assets market in the context of behavioral economics. Unlike existing methods, this approach is based on a combined application of intelligent data analysis systems, which enhances the quality of managerial decisions regarding the forecasting of price fluctuations in virtual assets, the analysis of behavioral patterns of investors and stakeholders, as well as the assessment of the impact of social media on market dynamics.

The research results have been applied in the company's activities in the form of:

- a methodological approach for building models to forecast price changes in the virtual assets market based on social media data and behavioral indicators, which improves the accuracy of market trend assessments;
- a methodological approach for developing algorithms to identify investors' behavioral patterns, enabling the identification of key factors influencing market activity in real-time;
- methodological recommendations for the preparation of analytical reports for the company's management, which include indicators of emotional sentiment and trends among social media users, aimed at supporting strategic decision-making in the field of investment.

This reference is issued without any financial obligations to the author.

Director of DATA365 OÜ

DocuSigned by:  
  
160CBC6E55824CB...

Yevhen Musiienko

Онлайн сервіс створення та перевірки кваліфікованого та удосконаленого електронного підпису

ПРОТОКОЛ  
створення та перевірки кваліфікованого та удосконаленого електронного підпису

Дата та час: 20:30:36 10.03.2025

Назва файлу з підписом: Lutsenko-Dysertatsiya.pdf.asice  
Розмір файлу з підписом: 8.9 МБ

Перевірені файли:  
Назва файлу без підпису: Lutsenko-Dysertatsiya.pdf  
Розмір файлу без підпису: 9.8 МБ

Результат перевірки підпису: Підпис створено та перевірено успішно. Цілісність даних підтверджено

Підписувач: ЛУЦЕНКО РОСТИСЛАВ РУСЛАНОВИЧ  
П.І.Б.: ЛУЦЕНКО РОСТИСЛАВ РУСЛАНОВИЧ  
Країна: Україна  
РНОКПП: 3568811891  
Організація (установа): ФІЗИЧНА ОСОБА  
Час підпису (підтверджено кваліфікованою позначкою часу для підпису від Надавача): 20:30:33  
10.03.2025  
Сертифікат виданий: КНЕДП АЦСК АТ КБ "ПРИВАТБАНК"  
Серійний номер: 5E984D526F82F38F04000000C28DBB01FD141806  
Тип носія особистого ключа: ЗНКІ криптомодуль ІІТ Гряда-301  
Серійний номер носія особистого ключа: 011  
Алгоритм підпису: ДСТУ 4145  
Тип підпису: Кваліфікований  
Тип контейнера: Підпис та дані в архіві (розширений) (ASiC-E)  
Формат підпису: З повними даними ЦСК для перевірки (CAdES-X Long)  
Сертифікат: Кваліфікований

Версія від: 2025.02.05 13:00