

# ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ПІДХОДІВ МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ РИНКУ КРИПТОАКТИВІВ

©2026 МЕРКУЛОВА Т. В., ЛУЦЕНКО Р. Р.

УДК 330.4  
JEL: G31; G39

## Меркулова Т. В., Луценко Р. Р. Порівняльний аналіз підходів моделювання динаміки ринку криптоактивів

У статті проведений аналіз статистичних і алгоритмічних підходів до моделювання застосування методів машинного навчання та економічного аналізу для моделювання динаміки ринку криптоактивів на основі даних соціальних мереж. Актуальність дослідження зумовлена високою волатильністю криптовалютного ринку та необхідністю використання сучасних аналітичних інструментів для підвищення точності прогнозування його розвитку. Метою роботи є дослідження можливостей поєднання багатофакторних регресійних моделей і методів машинного навчання для моделювання змін вартості криптоактивів. Основним джерелом емпіричних даних стали поведінкові метрики, отримані через API з візуально-орієнтованих і соціальних мереж. Методологія дослідження включала побудову системи кількісних індикаторів, їх інтеграцію з фінансовими часовими рядами та порівняльне тестування різних класів моделей. Побудовано багатофакторну лінійну та поліноміальну моделі для опису залежностей між ринковими показниками, а також застосовано алгоритми машинного навчання, зокрема дерево рішень і випадковий ліс, для моделювання та прогнозування динаміки криптоактивів. Проведено порівняльний аналіз отриманих результатів та оцінено точність прогнозування різними методами. Результати дослідження свідчать, що поєднання статистичних моделей і алгоритмів машинного навчання дозволяє підвищити якість прогнозування та забезпечує більш повне врахування складної нелінійної структури криптовалютного ринку. Отримані результати можуть бути використані для подальшого розвитку методів прогнозування фінансових ринків і вдосконалення інструментів аналітичної підтримки інвестиційних рішень. Перспективи подальших досліджень полягають у вдосконаленні моделей для обробки візуального контенту.

**Ключові слова:** динамічні моделі; економетричне моделювання; макропоказники; машинне навчання; прогнозування ринку; ринок криптоактивів; соціальні мережі; поведінкові фактори; сентимент-аналіз.

**Рис.:** 7. **Бібл.:** 15.

**Меркулова Тамара Вікторівна** – доктор економічних наук, професор, завідувачка кафедри економічної кібернетики та прикладної економіки, Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна (майдан Свободи, 4, Харків, 61022, Україна)

**E-mail:** [tamara.merkulova@karazin.ua](mailto:tamara.merkulova@karazin.ua)

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-3507-5593>

**Scopus Author ID:** <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57190256768>

**Луценко Ростислав Русланович** – доцент кафедри економічної кібернетики та прикладної економіки, Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна (майдан Свободи, 4, Харків, 61022, Україна)

**E-mail:** [roxanisen@gmail.com](mailto:roxanisen@gmail.com)

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0003-0737-3902>

**Scopus Author ID:** <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57238374000>

UDC 330.4  
JEL: G31; G39

## Merkulova T. V., Lutsenko R. R. A Comparative Analysis of Approaches to Modeling the Dynamics of the Cryptoasset Market

The article presents an analysis of statistical and algorithmic approaches to modeling, using machine learning methods and econometric analysis to model the dynamics of the cryptoasset market based on social media data. The relevance of the study is due to the high volatility of the cryptocurrency market and the need to use modern analytical tools to improve the accuracy of forecasting its development. The aim of the work is to explore the possibilities of combining multifactor regression models and machine learning methods to model changes in cryptoasset values. The main source of empirical data was behavioral metrics obtained via API from visually-oriented and social networks. The research methodology included the development of a system of quantitative indicators, their integration with financial time series, and comparative testing of different classes of models. Multifactor linear and polynomial models were built to describe the relationships between market indicators, and machine learning algorithms, in particular decision tree and random forest, were applied to model and forecast the dynamics of cryptoassets. A comparative analysis of the obtained results was carried out and the forecasting accuracy of different methods was evaluated. The results of the study indicate that the combination of statistical models and machine learning algorithms allows improving the quality of forecasting and provides a more comprehensive consideration of the complex nonlinear structure of the cryptocurrency market. The obtained results can be used for the further development of financial market forecasting methods and the improvement of tools for analytical support of investment decisions. Prospects for further research lie in the enhancement of models for processing visual content.

**Keywords:** dynamic models; econometric modeling; macro indicators; machine learning; market forecasting; cryptoasset market; social networks; behavioral factors; sentiment analysis.

**Fig.:** 7. **Bibl.:** 15.

**Merkulova Tamara V.** – D. Sc. (Economics), Professor, Head of the Department of Economic Cybernetics and Applied Economics, V. N. Karazin Kharkiv National University (4 Svobody Square, Kharkiv, 61022, Ukraine)

**E-mail:** [tamara.merkulova@karazin.ua](mailto:tamara.merkulova@karazin.ua)

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-3507-5593>

**Scopus Author ID:** <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57190256768>

У сучасному фінансовому середовищі ринок криптоактивів приваблює як роздрібних, так інституційних і інвесторів. Його динаміка формується не лише під впливом фундаментальних економічних чинників, але й певних поведінкових факторів, настроїв стейкхолдерів, новин сьогодення та соціальних трендів. Дослідження даних соціальних мереж є унікальною платформою для аналітиків і дослідників ринку криптоактивів.

У цьому контексті соціальні мережі, такі як TikTok, Twitter та Instagram, виступають джерелом реальних даних, які кількісно відображають поведінкові детермінанти інвесторів: емоційні реакції, рівень довіри, інформаційні каскади та інтерес до конкретних активів. Інтеграція цих нестандартних даних із методами машинного навчання та економічного моделювання відкриває нові можливості для побудови більш точних динамічних моделей. Актуальність такого підходу підсилюється потребою в розробці інструментів, здатних оперативно враховувати швидкозмінний вплив соціальних мереж на ціноутворення криптовалюти.

Отже, науково-практичним завданням є розробка та тестування методології моделювання динаміки ринку криптоактивів, яка поєднує традиційні фінансові показники з поведінковими факторами, зібраними із соціальних мереж. Дане дослідження спрямоване на підвищення точності прогнозів та розуміння механізмів впливу суспільних настроїв на волатильність віртуальних активів, що становить безпосередню цінність для стейкхолдерів крипторинку.

#### **Аналіз останніх досліджень і публікацій.**

Сучасні дослідження дедалі частіше звертаються до аналізу динаміки ринку криптоактивів через призму даних соціальних мереж із застосуванням методів машинного навчання [1–4].

У роботі Kraaijeveld O., De Smedt J. [5] детально досліджується здатність даних із соціальної мережі Twitter для прогнозування цін криптовалюти. Дослідники підкреслюють, що дані соцмереж є унікальним джерелом для виявлення поведінкових детермінант для прогнозу ціни дев'яти найвідоміших криптовалют. Однак більшість цих робіт зосереджена на текстоцентричних платформах, тоді як вплив візуально-орієнтованих мереж, таких як TikTok або Instagram, залишається недостатньо вивченим.

Теорія поведінкових фінансів, започаткована Д. Канеманом (D. Kahneman) і Р. Талером (R. H. Thaler), є концептуальною основою для інтерпретації впливу соціальних мереж [6; 7]. Інвестори на ринку криптоактивів особливо схильні до когнітивних упереджень, що приводить до формування інформаційних каскадів, які легко відстежити в соцмережах [8; 9].

Щодо методології, дослідники все частіше поєднують підходи. S. Sundarasan та F. Saleem [10] провели бібліометричний і систематичний огляд впливу соціальних мереж на ціноутворення криптовалюти. Вони підтверджують, що аналіз інформаційних потоків із соціальних платформ може суттєво підвищити точність прогнозування ринкової динаміки криптоактивів та є важливим інструментом для інвесторів і дослідників.

Важливим інструментом збору та аналізу інформації із соціальних мереж для економічних досліджень є використання прикладних програмних інтерфейсів [11]. Зокрема, у дослідженні Р. Луценка [12] показано, що застосування API дозволяє здійснювати систематичний моніторинг великих масивів даних соціальних платформ, що відкриває можливості для аналізу поведінкових факторів учасників ринку та дослідження впливу інформаційного середовища на економічні процеси. Такий підхід сприяє підвищенню точності емпіричних досліджень у сфері поведінкової економіки та фінансових ринків [12].

Дослідження R. K. Lyons, G. Viswanath-Natraj [13] ґрунтуються на гібридних моделях, що поєднують фінансові часові ряди з поведінковими метриками в рамках моделей ARIMAX або Prophet, що дозволяє виявити як короткострокові, так і довгострокові залежності. Аналізуючи дослідження останніх років, можна виділити роботи, присвячені саме візуальним і короткочасним платформам, таким як TikTok.

У роботі V. Gurgul, S. Lessman, W. K. Härdle [14] для прогнозування криптовалютних ринків активно використовуються методи машинного навчання та обробки природної мови для аналізу інформаційних потоків із новинних джерел і соціальних мереж. Зокрема, аналіз контенту платформ Twitter і Reddit дозволяє оцінювати вплив суспіль-

них настроїв на динаміку цін таких криптоактивів, як Bitcoin та Ethereum. Використання сучасних моделей глибокого навчання, зокрема підходів zero-shot класифікації, дає змогу точніше визначати ринкові настрої та покращувати результати прогнозування. Автори зазначають, що інтеграція текстових даних у прогнозні моделі підвищує точність оцінювання цінових змін і сприяє покращенню інвестиційних показників, зокрема прибутковості та співвідношення ризику і дохідності.

Слід зазначити, що платформи з переважно молодією аудиторією формують новий, потужний канал впливу на ринкову динаміку, який відрізняється від механізмів, властивих Twitter чи форумам. Однак більшість наявних робіт зосереджені на кореляційному аналізі, тоді як інтеграція цих даних у прогнозні багатофакторні моделі залишається мало вивченою.

Значний розвиток методів обробки природної мови пов'язаний із появою трансформерних моделей глибокого навчання. Однією з найбільш впливових є модель BERT, запропонована J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova [15] для покращення аналізу контексту та тональності в соцмережах. Модель використовує двонаправлені трансформери для попереднього навчання на великих текстових корпусах. У контексті фінансових досліджень ці моделі відкривають нові можливості для використання текстових даних як додаткового джерела інформації при прогнозуванні динаміки фінансових і криптовалютних ринків.

Дане дослідження орієнтоване на розробку інтегрованої методології, що поєднує методи машинного навчання та економетрику для аналізу даних різних соціальних мереж.

**Метою** дослідження є аналіз статистичних і алгоритмічних підходів до моделювання динаміки ринку криптоактивів на основі використання багатофакторних регресійних моделей і методів машинного навчання. Відповідно до мети дослідження **основними завданнями** є:

- ✦ проаналізувати особливості динаміки ринку криптоактивів як об'єкта економічного моделювання;
- ✦ сформулювати систему факторних показників, що впливають на зміну вартості криптоактивів;
- ✦ побудувати багатофакторну лінійну модель і поліноміальну модель для опису залежності між ринковими показниками;
- ✦ застосувати алгоритми машинного навчання, зокрема дерево рішень і випадковий ліс, для моделювання та прогнозування динаміки криптоактивів;

- ✦ здійснити порівняльний аналіз результатів моделювання та оцінити точність отриманих прогнозів.

**Виклад основного матеріалу.** Системний аналіз наукових публікацій останніх п'яти років дозволив виокремити три взаємопов'язані методологічні напрями, що домінують у дослідженні динаміки ринків криптоактивів.

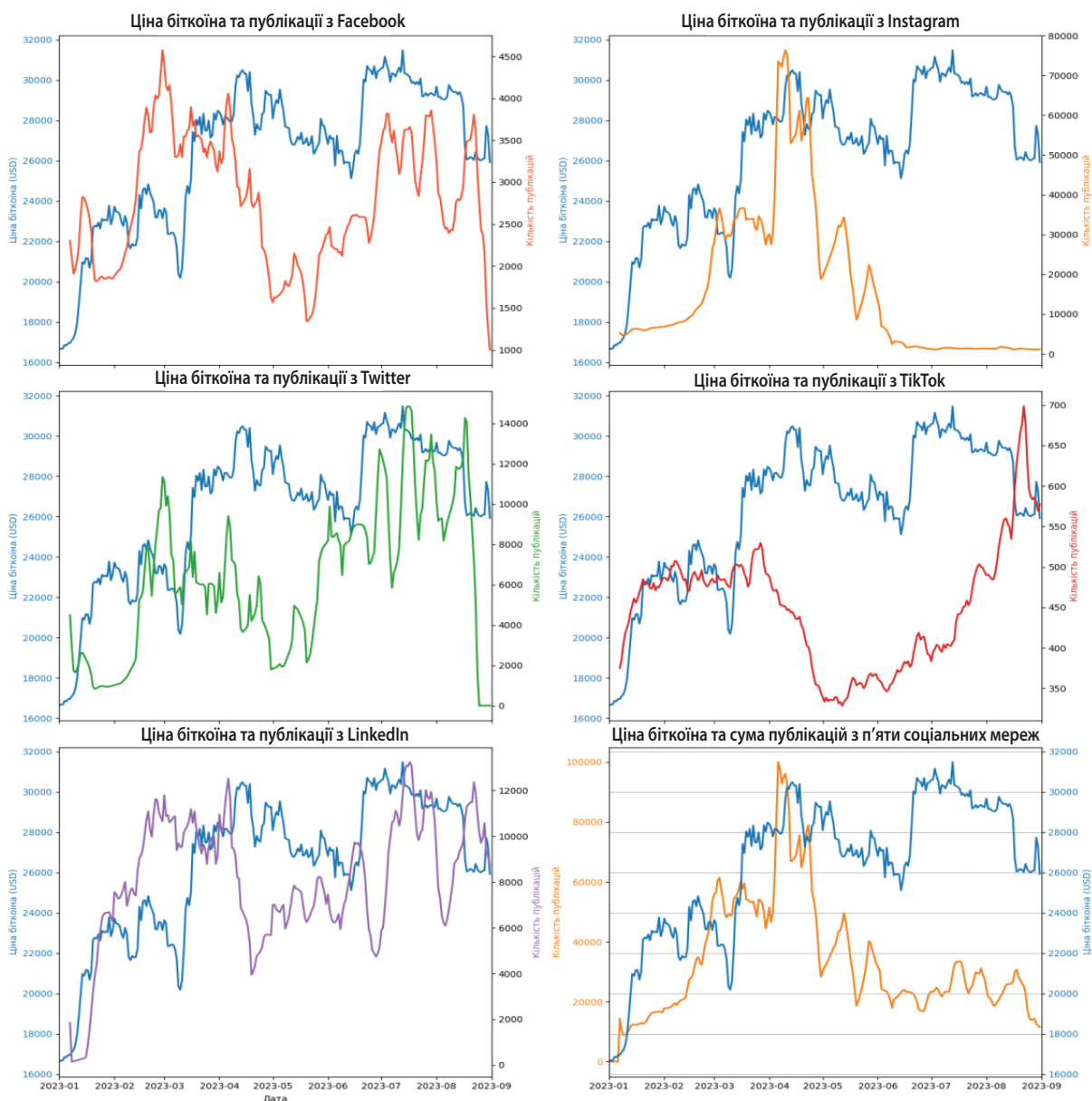
Проведений аналіз свідчить, що сучасна наука активно розвиває парадигму інтелектуального аналізу даних для прогнозування крипторинків, де соціальні медіа є ключовим джерелом поведінкових «макропоказників». Однак існують значні прогалини: 1) переважна орієнтація на текстові платформи із недостатнім урахуванням мультимодального контенту; 2) фрагментарність у порівнянні ефективності класичних економетричних моделей і передових алгоритмів машинного навчання на єдиному масиві даних; 3) потребує розвитку формалізація механізму перетворення прогнозів на інвестиційні рішення. Проведемо порівняння та гібридизацію цих підходів з акцентом на дані з платформи TikTok.

Аналіз графіків ціни біткоїна та кількості публікацій на соціальних мережах за період з січня 2023 р. до вересня 2023 р. (рис. 1) дозволяє зробити такі висновки. Графіки демонструють, що є певна кореляція між динамікою ціни біткоїна та кількістю публікацій у соціальних мережах. Підвищення цін на біткоїн часто супроводжується збільшенням кількості публікацій.

**Варіації в публікаціях по соціальних мережах:**

- ✦ 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 зі специфікою контенту на цій платформі, де обговорення є більш емоційними або фрагментованими.
- ✦ TikTok та LinkedIn мають меншу кількість публікацій, але також відображають певні тренди в поведінці користувачів, особливо серед молодшої аудиторії (TikTok) або професіоналів (LinkedIn).

Графік, що відображає сумарну кількість публікацій (див. рис. 1), 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. Слід врахувати,



**Рис. 1. Динаміка ціни біткоїна та активності користувачів у соціальних мережах**

**Джерело:** власна розробка авторів.

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.

**А**наліз даних свідчить про важливість соціальних мереж у формуванні громадської думки та інформування про криптовалюту. Зростаюча активність публікацій є індикатором інтересу до біткоїна та 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 р. кількість публікацій на Facebook та в Instagram суттєво зростає, 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.

Для прогнозування динаміки ринку віртуальних активів ефективними є комплексні моделі, що об'єднують традиційні фінансові показники з поведінковими та 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 і кількісний аналізи. 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 і можливостей. На основі графіків цін на біткоїн і кількості публікацій у соціальних мережах побудовані моделі для аналізу та прогнозування.

**М**одель, побудована на основі множинної лінійної регресії (рис. 2), має на меті дослідити вплив активності в 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 цінних змін біткоїна, виходячи з динаміки соціальної активності, що має важливе значення для інвесторів і аналітиків у сфері криптовалют.

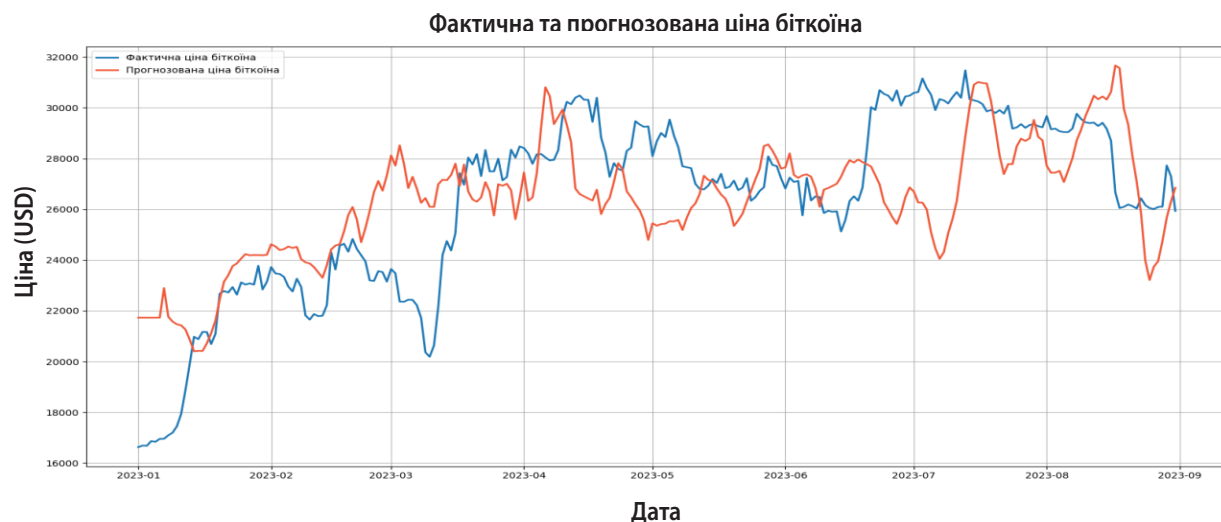
Отриманий коефіцієнт детермінації (*R-squared*) для побудованої моделі становить 0,431 і вказує

на те, що близько 43% варіацій ціни біткоїна пояснено змінами в кількості публікацій у соціальних мережах (рис. 3). Це свідчить про помірну здатність моделі відображати залежність ціни біткоїна від кількості публікацій, проте залишаються значні фактори, що також впливають на ціну, але не враховані в моделі.

**Н**изькі 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 соціальних мережах Twitter і Facebook мають найбільший вплив на ціну, причому їх вплив негативний, тоді як публікації на Instagram, TikTok і LinkedIn мають позитивний вплив.

**Аналіз коефіцієнтів регресії:**

- ✦ *Facebook\_posts* (-2,4642): кожне додаткове повідомлення у Facebook знижує прогнозовану ціну біткоїна приблизно на 2,46 USD, вказує на зворотний зв'язок між активністю у Facebook та ціною біткоїна.
- ✦ *Instagram\_posts* (0,0631): кожне додаткове повідомлення в Instagram приводить до підвищення ціни біткоїна приблизно на 0,063 USD.
- ✦ *Twitter\_posts* (0,6757): кожне додаткове повідомлення в Twitter підвищує прогнозовану ціну біткоїна на 0,68 USD.
- ✦ *TikTok\_posts* (7,4402): кожне додаткове повідомлення в TikTok сприяє підвищенню ціни біткоїна на приблизно 7,44 USD, вказує на значний вплив цієї соціальної мережі.
- ✦ *LinkedIn\_posts* (0,3688): кожне додаткове повідомлення на LinkedIn сприяє підвищенню ціни біткоїна приблизно на 0,37 USD.



**Рис. 2. Прогнозування ціни біткоїна за допомогою множинної лінійної регресії на основі активності в соціальних мережах**

Джерело: власна розробка авторів.

```

[*****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. Результати регресійного аналізу для оцінки впливу соціальних мереж на ціну біткоїна**

Джерело: власна розробка авторів.

Побудована регресійна модель підтверджує вплив активності в соціальних мережах на ціну біткоїна, проте демонструє, що це лише частина факторів, які визначають ринкову динаміку криптовалюти. Помітні відхилення, що вказують на недосконалість моделі в окремі періоди. Це підтверджує необхідність подальшого вдосконалення моделі. Для покращення точності передбачень доцільно додатково враховувати інші фактори, такі як новини про ринок, зміни в регулюванні або глобальні економічні події.

Поліноміальна регресія дозволяє враховувати нелінійні зв'язки між залежною і незалежними змінними. Графік (рис. 4) відображає фактичні та прогнозовані значення ціни біткоїна, дозволяє візуально оцінити точність моделі та перевірити, наскільки її прогнозні значення відповідають реальним даним.

Щоб побудувати поліноміальну регресійну модель, ми 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. Залежною змінною  $Y$  обрано ціну біткоїна, що є цільовою змінною моделі. Незалежною змінною  $X$  виступає кількість публікацій у соціальних мережах, яка розглядається

як фактор, що впливає на динаміку ціни біткоїна. Для перетворення незалежних змінних у поліноміальні використовується клас *PolynomialFeatures*. Ступінь полінома, який задається змінною *degree*, дозволяє врахувати нелінійні зв'язки між кількістю публікацій і ціною біткоїна. Після налаштування моделі здійснюється прогнозування ціни біткоїна на основі кількості публікацій.

Поліноміальна регресійна модель (рис. 5) побудована для дослідження впливу кількості публікацій у різних соціальних мережах на ціну біткоїна. Залежна змінна моделі – *bitcoin\_price* (ціна біткоїна). Значення коефіцієнта детермінації *R-squared* становить 0,760, що свідчить про те, що близько 76% варіацій ціни біткоїна можуть бути пояснені змінами в кількості публікацій у соціальних мережах. Це значення вказує на хорошу відповідність моделі до даних. *Adjusted R-squared* становить 0,739, що враховує кількість змінних і підтверджує адекватність моделі при врахуванні складності.

Коефіцієнти моделі вказують на вплив кожної змінної на ціну біткоїна. Константа (*const*) моделі має значення 16 750, що є базовим значенням ціни без урахування впливу публікацій. Кількість публікацій на Facebook має негативний вплив на ціну біткоїна – кожна додаткова публікація знижує ціну

Фактична та прогнозна ціна біткоїна (Поліноміальна регресія)

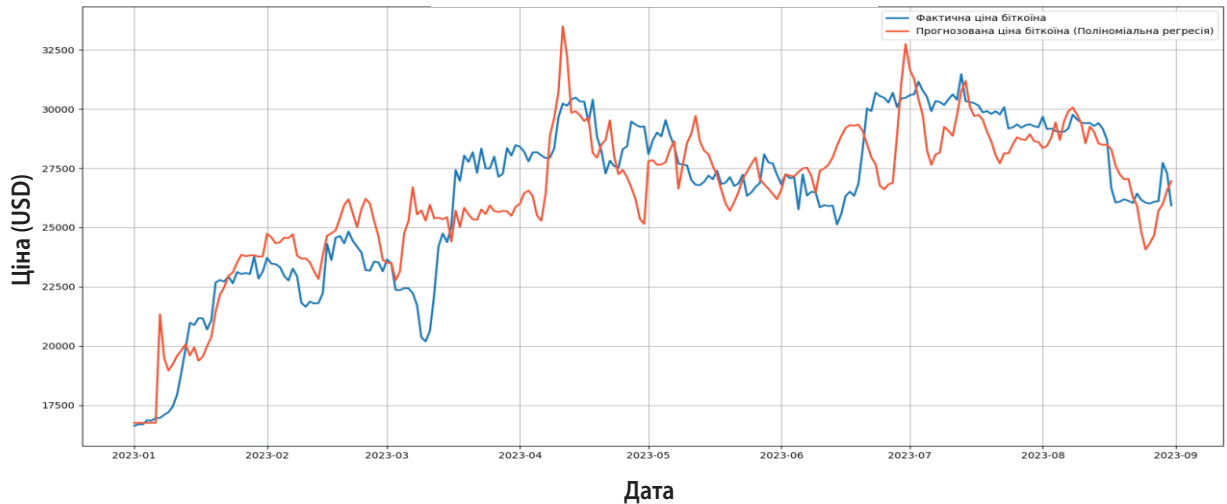


Рис. 4. Прогнозування ціни біткоїна за допомогою поліноміальної регресії на основі активності в соціальних мережах

Джерело: власна розробка авторів.

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. 5. Результати поліноміальної регресії для оцінки впливу соціальних мереж на ціну біткоїна

Джерело: власна розробка авторів.

на приблизно 7,96 USD. Своєю чергою, кількість публікацій на Twitter та LinkedIn показує позитивний вплив на ціну, де додаткові публікації на цих платформах підвищують ціну біткоїна на 1,84 USD і 3,54 USD відповідно. Instagram також показує позитивний вплив, проте менш значний, тоді як публікації на TikTok, хоча й показують негативний вплив, не є статистично значущими для моделі ( $p = 0,546$ ).

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 значу-

щість і доводить, що ці змінні істотно впливають на ціну біткоїна. Для перевірки адекватності моделі були проведені додаткові статистичні тести. Значення *Omnibus* (0,919) та *Jarque-Bera* (1,034) вказують на нормальний розподіл залишків, що підтверджується значенням  $Prob(Omnibus)$  (0,632).

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 достат-

ню 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.

**М**оделі машинного навчання надають більш точні прогнози та враховують нелінійні зв'язки між змінними. Дерево рішень – це метод машинного навчання, який дозволяє моделювати рішення, засновані на послідовності запитань. У 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 (MSE). MSE є основним показником точності регресійної моделі, і менше значення цього показника свідчить про високу точність прогнозів. 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 і коливанням вартості криптовалюти.

Модель дерева рішень продемонструвала високу точність, що підтверджується статистичними показниками. Середня квадратична помилка (MSE) становить 2 532 048, що свідчить про порівняно низький рівень розбіжностей між прогнозованими та фактичними значеннями. Коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ) на рівні 0,793 підтверджує, що 79,3% варіації ціни біткоїна пояснюється використаними змінними. Це свідчить про адекватність моделі у відображенні впливу соціальних мереж на ринок криптовалют.

**Н**а графіку (рис. 6) 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 є ефективним інструментом для аналізу та прогнозування динаміки цін на біткоїн, враховуючи вплив соціальної активності.



Рис. 6. Фактична та прогнозована ціна біткоїна на основі моделі дерева рішень

Джерело: власна розробка авторів.

Модель Random Forest є ефективним інструментом машинного навчання, особливо для задач регресії, таких як прогнозування ціни біткоїна. Метод базується на ансамбловому 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, можна побудувати модель випадкового лісу для прогнозування ціни біткоїна на основі історичних даних і таких показників, як активність у соціальних мережах. Кожне дерево в моделі генерує свій прогноз, після чого обчислюється середнє значення всіх прогнозів, що забезпечує стабільність та надійність отриманих результатів. Цей підхід особливо корисний для виявлення нелінійних залежностей у даних, які можуть бути приховані при використанні традиційних методів регресії.

У процесі побудови моделі випадкового лісу для прогнозування ціни біткоїна з використанням даних із соціальних мереж було реалізовано кілька ключових кроків. Дані про ціну біткоїна та публікації в 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 використовується функція *train\_test\_split*, що ділить дані на навчальну та тестову вибірки. Це забезпечує можливість оцінки моделі на нових даних, що не були використані під час навчання. Було 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 було використано для отримання прогнозів на тестовій вибірці. Для оцінки точності прогнозів обчислено середню квадратичну помилку (*MSE*) та коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ). *MSE* дозволяє оцінити, наскільки близько прогнози відповідають фактичним значенням, тоді як  $R^2$  вказує на частку варіації, яку пояснює модель. Графічне представлення результатів включає фактичну ціну біткоїна (синя лінія) та прогнозовані значення моделі (помаранчеві точки). Це дозволяє візуально оцінити, наскільки точно модель відображає тренди в зміні ціни біткоїна з часом. Такий підхід демонструє, що модель випадкового лісу може бути корисною для прогнозування ціни біткоїна, зокрема враховуючи взаємозв'язок між активністю в соціальних мережах і ринковими змінами.

Використання соціальних змінних як предикторів має на меті оцінити, наскільки значущим є їхній вплив на цінові коливання цього активу. Оцінка моделі показує, що середня квадратична помилка (*MSE*) становить 1 327 488, що свідчить про відносно невелике середнє відхилення прогнозованих значень від фактичних. Коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ), що дорівнює 0,891, демонструє високу здатність моделі пояснювати 89,1% варіації цін на біткоїн. Це є відмінним результатом і підтверджує релевантність вибраних змінних для прогнозування.

Графік прогнозування (рис. 7) ілюструє фактичну ціну біткоїна (синя лінія) та прогнозовані значення, отримані за допомогою моделі випадкового лісу (помаранчеві точки). Прогнози моделі знаходяться близько до фактичних значень, що вказує на її ефективність у відтворенні реальних тенденцій ринку.

Результати моделювання підтверджують ефективність випадкового лісу як методу для прогнозування цін на біткоїн, враховуючи активність у соціальних мережах. Високі значення  $R^2$  і низька величина *MSE* свідчать про здатність моделі адекватно інтерпретувати ринкові зміни.

На основі проведених прогнозів цін біткоїна, які базуються на даних з п'яти соціальних мереж (Facebook, Instagram, Twitter, LinkedIn, TikTok), можна зробити кілька важливих висновків. Прогноз показує загальну тенденцію зростання цін на біткоїн з початку 2023 року. Ця тенденція відповідає загальним ринковим трендам та інтересу до криптовалют. Включення кількості публікацій із соціальних мереж як регресора в модель дозволило врахувати потенційний вплив інформаційних потоків на ціну біткоїна. Змінність у кількості публікацій могла впливати 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 шляхом оптимізації моделі або додавання нових регресорів. Включення фактичних цін біткоїна за жовтень дозволяє краще оцінити точність моделі та виявити можливі відхилення в прогнозах. Ринок криптовалют є високоволатильним, тому важливо постійно оновлювати моделі, адаптуючи їх до нових даних, щоб підтримувати їхню точність у прогнозуванні цін.

## ВИСНОВКИ

Дослідження динаміки ринку криптоактивів потребує інтеграції інструментів обробки даних. Застосування методів машинного навчання до



Рис. 7. Фактична та прогнозована ціна біткоїна на основі моделі випадкового лісу

Джерело: власна розробка авторів.

масивів даних із соціальних мереж відкриває нові можливості для побудови точніших прогнозних моделей та розуміння поведінкових факторів.

У дослідженні показано, що соціальні мережі є ефективними індикаторами настроїв стейкхолдерів. Активність користувачів на тему криптовалют значно корелює з ціною біткоїна. Ідентифікація впливових інфлюенсерів та аналіз багатомовного контенту засвідчили глобальність інтересу до криптовалют, при цьому англійська мова домінує як основна комунікаційна платформа. Активність на криптовалютному ринку демонструє циклічність і піддається сезонним коливанням. Виявлено ключові детермінанти, які впливають на ринкові настрої та ціну активів: регулятивні зміни, сезонні тренди, соціальний і психологічний вплив, а також активність і візуалізація криптовалютного контенту в соціальних мережах формують споживчу поведінку інвесторів. Поєднання фінансових індикаторів з поведінковими метриками підвищує точність прогнозування динаміки криптовалютного ринку. Тематика та частотність ключових слів у соціальних мережах, таких як Facebook, TikTok, Instagram, Twitter і LinkedIn, тісно пов'язані з ринковими настроями та коливаннями цін. Нелінійні методи, такі як поліноміальна регресія, дерева рішень та випадковий ліс, більш ефективно враховують складні взаємозв'язки між соціальною активністю, психологічними факторами та ринковими показниками, що підтверджує важливість багатofакторного підходу.

Результати дослідження підтверджують значний вплив активності в соціальних мережах на динаміку цін на біткоїн, що відкриває перспективи для вдосконалення прогнозних моделей у сфері поведінкової економіки. Алгоритми машинного навчання, такі як Random Forest, продемонстрували високу ефективність у виявленні складних нелінійних залежностей між активністю в соцмережах (частотою публікацій, сентиментом, віртуальними трендами) та змінами цін криптоактивів.

Перспективи подальших досліджень будуть спрямовані на міждисциплінарні дослідження на стику економіки, соціології та психології для вивчення феноменів поведінкової економіки. ■

#### БІБЛІОГРАФІЯ

1. Chaudhary D., Saroj S. K. Cryptocurrency Price Prediction Using Machine Learning Algorithms. *ADCAIJ: Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*. 2023. Vol. 12. No. 1. P. e31490. DOI: <https://doi.org/10.14201/adcaij.31490>
2. Murray K., Rossi A., Carraro D., Visentin A. Cryptocurrency Price Prediction: A Comparison of Machine Learning, Deep Learning, and Ensembles. *Forecasting*. 2023. Vol. 5. Iss. 1. P. 196–209. DOI: <https://doi.org/10.3390/forecast5010010>
3. Tanwar S., Patel N. P., Patel S. N. et al. Deep Learning-Based Cryptocurrency Price Prediction Scheme with Inter-Dependent Relations. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 1–15. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3117848>

4. Zhang C., Li W., Zhang H., Zhan T. Recent Advances in Intelligent Data Analysis and Its Applications. *Electronics*. 2024. Vol. 13. Iss. 1. Art. 226. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics13010226>
5. Kraaijeveld O., De Smedt J. The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*. 2020. Vol. 65. Art. 101188. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2020.101188>
6. Kahneman D. Maps of Bounded Rationality: Psychology for Behavioral Economics. *The American Economic Review*. 2003. Vol. 93. No. 5. P. 1449–1475. DOI: <https://doi.org/10.1257/00028280332265392>
7. Thaler R. H. Misbehaving: The Making of Behavioral Economics. *The Review of Austrian Economics*. 2017. Vol. 30. P. 137–141. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11138-015-0330-z>
8. Raviv L., Meyer A., Lev-Ari S. The Role of Social Network Structure in the Emergence of Linguistic Structure. *Cognitive Science*. 2020. Vol. 44. Iss. 8. Art. e12876. DOI: <https://doi.org/10.1111/cogs.12876>
9. Baltakys K., Baltakienė M., Heidari N. et al. Predicting the trading behavior of socially connected investors: Graph neural network approach with implications to market surveillance. *Expert Systems with Applications*. 2023. Vol. 228. Art. 120285. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120285>
10. Sundarasan S., Saleem F. From Tweets to Trades: A Bibliometric and Systematic Review of Social Media's Influence on Cryptocurrency. *International Journal of Financial Studies*. 2025. Vol. 13. Iss. 2. Art. 87. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijfs13020087>
11. De B. API Management: An Architect's Guide to Developing and Managing APIs for Your Organization. 2<sup>nd</sup> ed. Apress, 2023. P. 127–169. DOI: <https://doi.org/10.1007/979-8-8688-0054-2>
12. 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>
13. Lyons R. K., Viswanath-Natraj G. What keeps stablecoins stable? *Journal of International Money and Finance*. 2023. Vol. 131. Art. 102777. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2022.102777>
14. Gurgul V., Lessman S., Härdle W. K. Deep Learning and NLP in Cryptocurrency Forecasting: Integrating Financial, Blockchain, and Social Media Data. *International Journal of Forecasting*. 2025. Vol. 41. Iss. 4. P. 1666–1695. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2025.02.007>
15. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*. 2019. Vol. 1. P. 4171–4186. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>

## REFERENCES

- Baltakys K., Baltakienė M., Heidari N. & et al. (2023). Predicting the trading behavior of socially connected investors: Graph neural network approach with implications to market surveillance. *Expert Systems with Applications*, 228, 120285. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120285>
- Chaudhary D. & Saroj S. K. (2023). Cryptocurrency Price Prediction Using Machine Learning Algorithms. *AD-CAIJ: Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*, 1(12), e31490. <https://doi.org/10.14201/adcaij.31490>
- De B. (2023). API Management: An Architect's Guide to Developing and Managing APIs for Your Organization. 2<sup>nd</sup> ed. Apress. <https://doi.org/10.1007/979-8-8688-0054-2>
- Devlin J., Chang M.-W., Lee K. & Toutanova K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (pp. 4171–4186). <https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423>
- Gurgul V., Lessman S. & Härdle W. K. (2025). Deep Learning and NLP in Cryptocurrency Forecasting: Integrating Financial, Blockchain, and Social Media Data. *International Journal of Forecasting*, 4(41), 1666–1695. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2025.02.007>
- Kahneman D. (2003). Maps of Bounded Rationality: Psychology for Behavioral Economics. *The American Economic Review*, 5(93), 1449–1475. <https://doi.org/10.1257/00028280332265392>
- Kraaijeveld O. & De Smedt J. (2020). The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 65, 101188. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2020.101188>
- Lutsenko R. R. (2024). Prykladnyi prohramnyi interfeis yak metod monitorynhu danykh sotsialnykh mer-ezh dlia doslidzhen u povedinkovii ekonomitsi [Application programming interface as a method of monitoring social media data for research in behavioral economics]. *Biznes Inform*, 8, 133–141. <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-8-133-141>
- Lyons R. K. & Viswanath-Natraj G. (2023). What keeps stablecoins stable? *Journal of International Money and Finance*, 131, 102777. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2022.102777>
- Murray K., Rossi A., Carraro D. & Visentin A. (2023). Cryptocurrency Price Prediction: A Comparison of Machine Learning, Deep Learning, and Ensembles. *Forecasting*, 1(5), 196–209. <https://doi.org/10.3390/forecast5010010>
- Raviv L., Meyer A. & Lev-Ari S. (2020). The Role of Social Network Structure in the Emergence of Linguistic Structure. *Cognitive Science*, 8(44), e12876. <https://doi.org/10.1111/cogs.12876>

Sundarasan S. & Saleem F. (2025). From Tweets to Trades: A Bibliometric and Systematic Review of Social Media's Influence on Cryptocurrency. *International Journal of Financial Studies*, 2(13), 87.  
<https://doi.org/10.3390/ijfs13020087>

Tanwar S., Patel N. P., Patel S. N. & et al. (2021). Deep Learning-Based Cryptocurrency Price Prediction Scheme with Inter-Dependent Relations. *IEEE Access*, 9, 1–15.  
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3117848>

Thaler R. H. (2017). Misbehaving: The Making of Behavioral Economics. *The Review of Austrian Economics*, 30, 137–141.

<https://doi.org/10.1007/s11138-015-0330-z>

Zhang C., Li W., Zhang H. & Zhan T. (2024). Recent Advances in Intelligent Data Analysis and Its Applications. *Electronics*, 1(13), 226.

<https://doi.org/10.3390/electronics13010226>

Стаття надійшла до редакції / Received: 07.03.2026

Статтю прийнято до публікації / Accepted: 20.03.2026

Оприлюднено / Published: 30.04.2026