

УДК 330.3
JEL: C45; D22; D23; D83; E03; G11; G12; L86
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-12-270-276>

ПОВЕДІНКОВА ЕКОНОМІКА ТА МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В УПРАВЛІННІ ГІБРИДНИМ ІНВЕСТИЦІЙНИМ ПОРТФЕЛЕМ ІЗ ВІРТУАЛЬНИМИ АКТИВАМИ

©2024 МЕРКУЛОВА Т. В.

УДК 330.3
JEL: C45; D22; D23; D83; E03; G11; G12; L86

Меркулова Т. В. Поведінкова економіка та методи машинного навчання в управлінні гібридним інвестиційним портфелем із віртуальними активами

У статті досліджено перспективи використання методів машинного навчання та інтелектуального аналізу даних для прогнозування динаміки ринку віртуальних активів, таких як криптовалюти, токени та NFT. Зважаючи на високу волатильність, нестабільну кореляцію з традиційними активами та значний вплив позаекономічних факторів, ринок альтернативних активів потребує застосування інноваційних підходів до аналізу та прогнозування. Актуальність дослідження обумовлена зростаючою популярністю віртуальних активів серед інвесторів і складністю управління гібридними портфелями, які поєднують традиційні та альтернативні інструменти. Застосування методів машинного навчання, таких як Random Forest, XGBoost, LSTM і нейронні мережі, дозволяє враховувати нелінійні залежності між ринковими показниками, інтегрувати дані соціальних настроїв, новин і технічних індикаторів, а також знаходити приховані патерни у великомасштабних даних. Особливу увагу приділено адаптації моделей до динамічних ринкових умов шляхом використання таких методів прогнозування, як GARCH і DCC-GARCH, що враховують змінність волатильності та кореляції. Висвітлено ключові виклики, пов'язані із прогнозуванням динаміки ринку віртуальних активів, зокрема відсутність стабільної регуляторної бази, складність оцінки впливу емоційних і когнітивних факторів на поведінку інвесторів, а також необхідність обробки великих обсягів неоднорідних даних. Розглянуто приклади використання методів кластеризації для групування активів за схожими характеристиками, аналізу аномалій для виявлення ринкових сплесків активності та інструментів аналізу настроїв для оцінки емоційного впливу на ринок. Отримані результати свідчать, що інтеграція методів машинного навчання з традиційними фінансовими моделями та поведінковими концепціями дозволяє підвищити точність прогнозів, знизити ризики інвестування та створити адаптивні стратегії управління портфелями в умовах нестабільного фінансового середовища. Подальші дослідження в цій сфері можуть зосереджуватись на розробці гібридних моделей прогнозування, інтеграції великих даних із когнітивними підходами та автоматизації процесів прийняття інвестиційних рішень.

Ключові слова: віртуальні активи, криптовалюти, токени, методи машинного навчання, прогнозування, гібридні портфелі, поведінкова економіка, когнітивні упередження.

Бібл.: 13.

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

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

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

UDC 330.3
JEL: C45; D22; D23; D83; E03; G11; G12; L86

Merkulova T. V. Behavioral Economics and Machine Learning Methods in Managing a Hybrid Investment Portfolio with Virtual Assets

The article explores the prospects for using machine learning methods and data mining to predict the dynamics of the market for virtual assets such as cryptocurrencies, tokens, and NFTs. Given the high volatility, unstable correlation with traditional assets, and the significant impact of extra-economic factors, the alternative asset market requires innovative approaches to analysis and forecasting. The relevance of the study is due to the growing popularity of virtual assets among investors and the complexity of managing hybrid portfolios that combine traditional and alternative instruments. The application of machine learning methods such as Random Forest, XGBoost, LSTM and neural networks allows you to take into account non-linear dependencies between market indicators, integrate data from social sentiment, news and technical indicators, as well as find hidden patterns in large-scale data. Particular attention is paid to adapting models to dynamic market conditions by using forecasting methods such as GARCH and DCC-GARCH, which take into account volatility and correlation variability. The key challenges associated with forecasting the dynamics of the virtual asset market are highlighted, in particular, the lack of a stable regulatory framework, the complexity of assessing the impact of emotional and cognitive factors on investor behavior, as well as the need to process large amounts of heterogeneous data. Examples of using clustering methods to group assets by similar characteristics, anomaly analysis to identify market spikes in activity, and sentiment analysis tools to assess the emotional impact on the market are considered. The obtained results show that the integration of machine learning methods with traditional financial models and behavioral conceptions allows to increase the accuracy of forecasts, reduce investment risks, and create adaptive portfolio management strategies in an unstable financial environment. Further research in this area may focus on the development of hybrid forecasting models, the integration of big data with cognitive approaches, and the automation of investment decision-making processes.

Keywords: virtual assets, cryptocurrencies, tokens, machine learning techniques, forecasting, hybrid portfolios, behavioral economics, cognitive biases.

Bibl.: 13.

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

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

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

У сучасному фінансовому світі дедалі більше інвесторів прагнуть до диверсифікації своїх портфелів шляхом включення віртуальних активів, таких як криптовалюти, токени та NFT (англ. *non-fungible token* – невзаємозамінний токен). Ця тенденція обумовлена високим потенціалом дохідності таких активів та їхньою зростаючою популярністю серед інституційних і роздрібних інвесторів. Однак висока волатильність і відсутність регуляторної чіткості на ринку альтернативних активів створюють нові виклики для ефективного управління інвестиційними портфелями.

Гібридні портфелі, що поєднують традиційні активи (акції, облігації, золото) з альтернативними, стають інноваційним інструментом для диверсифікації ризиків та підвищення дохідності. При цьому необхідно враховувати поведінкові аспекти інвесторів, когнітивні упередження та емоційні реакції, які суттєво впливають на прийняття рішень.

Зазначене вище викликає необхідність розробки моделей і стратегій, які дозволяють інтегрувати альтернативні активи в інвестиційні портфелі в умовах мінливості ринкових умов.

Отже, комплексне дослідження процесів формування гібридних інвестиційних портфелів, що враховують сучасні виклики та можливості на ринку віртуальних активів, є актуальним науково-практичним завданням.

Останні дослідження демонструють зростаючий інтерес до формування гібридних портфелів, що включають традиційні та віртуальні активи [1; 2].

Класичні теорії портфельного інвестування, розроблені Гаррі Марковцем (1952) [3], є основою сучасного управління портфелями. Г. Марковіц сформулював ідею диверсифікації ризиків через оптимальне поєднання активів із різною волатильністю та кореляцією. Проте його модель орієнтована переважно на традиційні активи, такі як акції та облігації, і не враховує специфіку альтернативних активів, таких як криптовалюти.

У дослідженні О. Головатюк «Cryptocurrencies as an asset class in portfolio optimisation» (2020) [4] аналізується, як адаптувати класичну теорію до гібридних портфелів, зокрема з урахуванням нестабільної кореляції між традиційними та віртуальними активами. Дослідниця підкреслює, що криптовалюти, хоча й демонструють високу дохідність, суттєво підвищують ризики портфеля через волатильність.

Когнітивні упередження інвесторів є одним із ключових факторів, що впливають на формування гібридних портфелів. Теорія перспектив D. Kahneman, A. Tversky (1979) показала, що інвестори оцінюють ризики нерационально, схильючись до уникнення втрат, навіть якщо це супере-

чить їхнім довгостроковим цілям [5]. M. Kaur, J. Jain, K. Sood (2024) зазначають, що інвестори у криптовалюті частіше піддаються впливу таких упереджень, як «ефект підтвердження» та «страх упустити можливість» (FOMO), що ускладнює управління гібридними портфелями, оскільки емоційні рішення можуть порушувати оптимальну структуру портфеля [6]. Криптовалюти є основним елементом віртуальних активів, які входять до складу гібридних портфелів. S. Behera, S. C. Nayak, A. V. S. P. Kumar (2024) вказують на їхню високу потенційну дохідність, проте наголошують на значній волатильності, що обмежує їхню привабливість для інвесторів із низькою толерантністю до ризику [7]. Дослідження P. Wang, X. Liu, S. Wu (2022) показало, що криптовалюти мають низьку кореляцію з традиційними активами, що робить їх корисними для диверсифікації портфелів. Однак нестабільність цієї кореляції вимагає постійного моніторингу та адаптації структури портфеля [8]. Y. Xu, Y. Luo (2023) запропонували використання мультифакторних моделей, таких як XGBoost та Random Forest, для прогнозування ризиків і дохідності гібридних портфелів. Їхнє дослідження підтвердило ефективність цих моделей у виявленні взаємозв'язків між ринковими факторами та поведінкою активів [9].

Інші дослідники, такі як Y.-M. Lian, J.-L. Chen, H.-C. Cheng (2022), використовували ARIMA/SARIMA моделі для аналізу часових рядів криптовалют та їхньої інтеграції в портфель. Вони показали, що застосування машинного навчання дозволяє точніше прогнозувати короткострокові зміни на ринку альтернативних активів [10]. D. Bhowmick, D. Barik, D. Ghosh (2024) прогнозували ціну біткоіна на короткострокові терміни за допомогою моделі LSTM [11].

Слід також зазначити, що зростання популярності гібридних портфелів викликає дискусії щодо етичних і регуляторних аспектів. D. A. Zetsche et al. (2018) наголошують на необхідності регулювання ринку криптовалют для захисту інвесторів та забезпечення прозорості [12]. Дослідники зазначають, що відсутність єдиних стандартів створює ризики для стабільності фінансових ринків.

I. З. Сторонянська та А. Я. Бенівська (2022) підкреслили, що регуляторна політика повинна враховувати специфіку поведінкових факторів, які впливають на прийняття інвестиційних рішень, зокрема в умовах невизначеності [13].

Наукові роботи вказують на високий потенціал таких портфелів для диверсифікації ризиків та підвищення дохідності. Водночас необхідність

адаптації наявних теорій і впровадження інноваційних інструментів аналізу залишаються ключовими напрямками для подальших досліджень.

Метою дослідження є визначення найбільш перспективних напрямків адаптації класичних підходів до формування інвестиційних портфелів з урахуванням їх гібридизації, використання віртуальних активів на підставі застосування концепцій поведінкової економіки та методів машинного навчання.

Реалізація мети дослідження сприятиме глибокому розумінню особливостей формування гібридних інвестиційних портфелів на ринку віртуальних активів та дозволить надати рекомендації щодо управління ризиками й адаптації методів управління гібридним портфелем до ринкових умов.

У сучасних умовах фінансові ринки переживають значну трансформацію, пов'язану зі зростанням популярності віртуальних активів, таких як криптовалюти, токени, NFT та інші цифрові активи. Це створює нові можливості для інвесторів, але водночас додає складності до процесу управління портфелями. Гібридні інвестиційні портфелі, які поєднують традиційні активи (акції, облигації, нерухомість) з віртуальними, є інноваційним підходом до диверсифікації та управління ризиками.

Г. Марковіц (*H. Markowitz*) (1952) у своїй роботі «Portfolio Selection» запропонував математичну модель формування інвестиційного портфеля, яка стала основою сучасної теорії портфельного інвестування [3]. Її ключова ідея полягає в оптимізації співвідношення ризику та дохідності шляхом диверсифікації активів у портфелі [8]. Основними принципами моделі є очікувана дохідність, ризик і кореляція активів. Очікувана дохідність оцінюється як середнє значення можливих прибутків активів у портфелі. Ризик вимірюється через стандартне відхилення дохідності активів або портфеля. Кореляція активів використовується для оцінки взаємозв'язків між активами. Низька або негативна кореляція між активами знижує загальний ризик портфеля. Ключовим результатом теорії Марковіца є ефективний фронт (*efficient frontier*) – набір портфелів, які забезпечують максимальну дохідність для заданого рівня ризику або мінімальний ризик для заданого рівня дохідності.

Попри фундаментальність, теорія Марковіца має низку обмежень, таких як детермінованість даних, лінійність взаємозв'язків та ігнорування неліквідних активів. Модель детермінованості даних передбачає точне знання очікуваної дохідності, волатильності та кореляції активів, що не завжди можливо в умовах реального ринку. Модель ліній-

ності взаємозв'язків припускає, що кореляція між активами є постійною та не враховує динамічність ринкових умов. Модель ігнорування неліквідних активів орієнтована на ліквідні активи, такі як акції та облигації, та не враховує специфіку альтернативних активів (криптовалюти, токени, нерухомість). Для віртуальних активів (криптовалюти, NFT), характерними є висока волатильність, низька або нестабільна кореляція з традиційними активами, непередбачуваність поведінки інвесторів. Для адаптації класичної теорії до умов ринку альтернативних активів слід використовувати моделі з динамічною кореляцією, такі як GARCH або DCC-GARCH; алгоритми машинного навчання, такі як Random Forest або XGBoost; ризик-фокусовані підходи, такі як Value-at-Risk (VaR) чи Expected Shortfall (ES).

Слід також враховувати відсутність чіткої регуляторної бази та складність прогнозування. Теорія Марковіца залишається ключовою концепцією в портфельному інвестуванні, проте потрібна її адаптація до умов сучасного ринку альтернативних активів. Інтеграція динамічних моделей кореляції, інструментів машинного навчання й урахування поведінкових факторів дозволить створювати ефективні інвестиційні стратегії, які відповідатимуть викликам нового фінансового середовища.

Аналізуючи вплив на структуру гібридних портфелів традиційних активів, таких як акції, облигації, нерухомість і золото, слід відмітити, що вони становлять основу більшості інвестиційних портфелів через такі їх характеристики, як стабільність, ліквідність, прогнозованість дохідності та ризиків. Так, акції та облигації мають тривалу історію функціонування на регульованих ринках із високою ліквідністю, що дозволяє інвесторам легко купувати та продавати ці активи, мінімізуючи транзакційні витрати. Нерухомість і золото також є стабільними активами, які забезпечують збереження капіталу, хоча їхня ліквідність зазвичай нижча порівняно з фінансовими інструментами. Дохідність акцій часто асоціюється зі зростанням компаній та економіки, тоді як облигації забезпечують фіксований прибуток. Нерухомість і золото служать захистом від інфляції та стабільним джерелом доходу (здача в оренду або зростання ціни в умовах кризи). Основними ризиками традиційних активів є економічні спади, політична нестабільність та інфляція. Проте ці ризики зазвичай добре прогнозовані. Отже, традиційні активи забезпечують основу портфеля, мінімізуючи загальний ризик через стабільність і передбачуваність їхньої дохідності.

Аналізуючи вплив на структуру гібридних портфелів віртуальних активів, таких як криптова-

люти, токени, NFT та інші, слід відмітити, що вони є новим класом інвестицій, їх популярність зростає. Основними їх характеристиками є відсутність регуляторного нагляду, нестабільна кореляція, висока волатильність, складність прогнозування. Отже, віртуальні активи додають до портфелів елемент високого ризику, який компенсується потенційно високою доходністю. Їх використання залежить від готовності інвестора брати на себе підвищений ризик.

Оцінка впливу традиційних і віртуальних активів на структуру гібридних портфелів включає баланс ризику та доходності. Традиційні активи в гібридному портфелі відіграють роль стабілізатора, забезпечуючи збереження капіталу та зменшення загального ризику. Віртуальні активи додають динамічності, підвищуючи потенційну доходність портфеля в обмін на підвищення ризику. Включення активів із низькою кореляцією (наприклад, криптовалюти) дозволяє знижувати сукупний ризик портфеля. Проте нестабільність кореляційних зв'язків між активами вимагає постійного моніторингу.

Гібридні портфелі вимагають регулярного перегляду та ребалансування активів, урахування зміну ринкових умов. Наприклад, у періоди економічної нестабільності вагу альтернативних активів може бути знижено. Математичні моделі, такі як оптимізація на основі теорії Марковіца або моделі з динамічною кореляцією, є ключовими інструментами для управління гібридними портфелями. Інтеграція технологій машинного навчання (Random Forest, XGBoost) дозволяє враховувати великий обсяг даних і прогнозувати динаміку ринку. Інвестори, що працюють із гібридними портфелями, можуть піддаватися впливу когнітивних упереджень, таких як FOMO або «ефект утримання». Це ускладнює прийняття раціональних рішень і потребує створення автоматизованих систем підтримки прийняття рішень. Основними викликами у використанні традиційних і віртуальних активів у гібридних портфелях є відсутність стабільної кореляції, ризику неліквідності та регуляторні обмеження.

Таким чином, традиційні та віртуальні активи відіграють важливі, але різні ролі в структурі гібридних портфелів. Інтеграція цих класів активів дозволяє підвищити доходність і диверсифікувати ризику, проте вимагає використання адаптивних моделей управління, врахування волатильності ринку та поведінкових особливостей інвесторів.

Процес прийняття інвестиційних рішень є складним і багатофакторним, особливо коли йдеться про вибір між традиційними та віртуальними активами. У цьому контексті ключову роль відіграють

когнітивні упередження та поведінкові фактори, які впливають на раціональність рішень інвесторів. Традиційні теорії фінансів передбачають, що інвестори діють раціонально, максимізуючи доходність при мінімізації ризиків. Проте поведінкова економіка, зокрема теорія перспектив Д. Канемана й А. Тверські (D. Kahneman, A. Tversky) (1979), виявила, що реальні рішення інвесторів часто обумовлені емоціями, когнітивними упередженнями та груповим впливом [5]. Когнітивні упередження є систематичними помилками в оцінці інформації та прийнятті рішень. Найпоширенішими упередженнями, які впливають на вибір між традиційними та альтернативними активами, є ефект підтвердження, страх втрат, ефект утримання та страх упустити можливість (FOMO). Інвестори часто шукають інформацію, яка підтверджує їхні попередні переконання, й ігнорують суперечливі дані. Інвестори можуть уникати переходу до альтернативних активів через їхню високу волатильність, навіть якщо потенційна доходність перевищує ризики. Інвестори схильні переоцінювати активи, якими вже володіють. Так, власник традиційного портфеля може не захотіти додати криптовалюти через страх втрати контрольованої стабільності. А страх упустити можливість змушує інвесторів переходити до альтернативних активів під впливом азіотажу, часто без належного аналізу ризиків.

На формування гібридного портфеля впливають поведінкові фактори, такі як соціальний вплив, емоційні реакції, оптимізм щодо нових технологій. Групова динаміка та соціальні мережі часто формують настрої інвесторів, що може сприяти масовому переходу до альтернативних активів навіть серед консервативних інвесторів. Під час зниження цін традиційних активів інвестори можуть емоційно переходити до альтернативних активів, сподіваючись на швидкий прибуток. Такі дії призводять до ризикованих рішень, які часто не відповідають їхнім довгостроковим цілям. Інвестори, особливо молодші покоління, схильні переоцінювати технологічний потенціал альтернативних активів, таких як блокчейн. Така ситуація створює високий попит на криптовалюти, навіть за відсутності фундаментальних причин для їхнього зростання.

Інвестори можуть приймати рішення про перехід між традиційними та альтернативними активами на основі ринкових умов (наприклад, низька доходність облігацій стимулює перехід до криптовалюти) або під впливом емоцій та упереджень. Інвестори можуть використовувати альтернативні активи як інструмент для зниження загального ризику портфеля, регулярного ребалансування порт-

феля з метою врахування змін у ринкових умовах і настроях інвесторів. Моделі машинного навчання, такі як XGBoost і Random Forest, можуть допомогти врахувати поведінкові аспекти та прогнозувати оптимальні періоди часу для переходу між активами.

Отже, когнітивні упередження та поведінкові фактори мають значний вплив на процес прийняття інвестиційних рішень, особливо в умовах вибору між традиційними та альтернативними активами. Інтеграція інструментів машинного навчання, аналізу великих даних і розуміння психологічних аспектів інвесторів сприятиме більш ефективному управлінню портфелями та мінімізації ризиків під час переходу між різними класами активів.

Управління гібридними інвестиційними портфелями, які включають як традиційні, так і альтернативні активи (криптовалюти, токени, NFT), є складним завданням через їхню високу волатильність і нестабільну кореляцію. Тому потрібна розробка адаптованих математичних моделей та інструментів, здатних враховувати сучасні виклики. Криптовалюти та альтернативні активи часто демонструють нелінійні залежності, які не враховуються в моделі Марковіца. А значні цінові коливання ускладнюють прогнозування.

Для врахування змінних кореляцій між активами підійдуть такі моделі, як GARCH-моделі (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*). Вони дозволяють прогнозувати волатильність та динаміку кореляції між активами. DCC-GARCH (*Dynamic Conditional Correlation*) адаптує кореляцію до ринкових умов у реальному часі, що є критично важливим для альтернативних активів.

Альтернативні активи часто демонструють нелінійні залежності, що підтверджуються методами квадратичного програмування та моделями на основі Value-at-Risk (VaR) та Expected Shortfall (ES), які оцінюють максимальні можливі втрати за певний часовий період.

Для обробки великих обсягів даних і виявлення прихованих патернів використовуються інструменти машинного навчання, такі як Random Forest і XGBoost. Вони визначають ключові фактори, що впливають на дохідність та ризик активів. Нейронні мережі дозволяють аналізувати складні залежності між ринковими показниками.

Криптовалюти мають значно вищу волатильність, ніж традиційні активи. Для врахування цього фактора слід використовувати EWMA (*Exponentially Weighted Moving Average*) та GARCH. Для гібридних портфелів кореляція між активами може суттєво змінюватися залежно від ринкових умов. Моделі, що враховують цю нестабільність,

включають кластерний аналіз для визначення груп активів із подібною поведінкою та коваріаційні матриці з вагами часу, які дозволяють враховувати коротко- та довгострокові зміни.

Слід також зазначити, що методи машинного навчання дозволяють автоматизувати процес ребалансування портфеля залежно від змін у волатильності та кореляції. Аналіз даних із соціальних мереж бажано інтегрувати в моделі для врахування настроїв інвесторів. ARIMA/SARIMA моделі забезпечують точніше прогнозування короткострокових трендів.

Таким чином, застосування математичних моделей та інструментів для оптимізації гібридних портфелів є важливим кроком до підвищення ефективності управління інвестиціями. Інтеграція динамічної кореляції, прогнозування волатильності та використання машинного навчання дозволяє створювати адаптивні стратегії, що відповідають сучасним викликам фінансового ринку.

Аналіз перспектив використання технологій машинного навчання та інструментів великих даних для прогнозування динаміки ринку альтернативних активів продемонстрував, що застосування методів машинного навчання та інтелектуальних систем аналізу даних відкриває нові можливості для більш точного передбачення ринкових трендів. Такі підходи дозволяють інтегрувати широкий спектр факторів, таких як поведінкові патерни інвесторів, технічні індикатори, соціальні настрої, макроекономічні показники тощо.

Значні коливання цін криптовалют та інших віртуальних активів ускладнюють використання лінійних моделей. Зв'язок між альтернативними та традиційними активами змінюється залежно від ринкових умов. Ціни часто змінюються під впливом позаекономічних факторів соціальних настроїв, новин, регуляторних заяв та інших чинників.

Методи машинного навчання здатні враховувати нелінійні залежності, обробляти великі обсяги даних у реальному часі та знаходити приховані патерни. Така інтеграція дозволяє створювати моделі, адаптовані до динамічної природи ринку. Логістична регресія та Random Forest ефективні для класифікації ринкових трендів, таких як «зростання» або «падіння» ціни. XGBoost є потужним інструментом для прогнозування цін криптовалют, який враховує складні взаємозв'язки між змінними. Нейронні мережі, LSTM (*Long Short-Term Memory*) дозволяють враховувати залежності в часових рядах і ефективно прогнозувати майбутні ціни. CNN (*Convolutional Neural Networks*) використовуються для аналізу графічних даних, таких як діаграми цін. Кластеризація дозволяє групувати

активи за схожими характеристиками для визначення нових інвестиційних можливостей. Аналіз аномалій виявляє незвичайні патерни в динаміці ринку, що можуть сигналізувати про сплески активності або ризику.

Аналіз настроїв інвесторів через дані соціальних мереж дозволяє враховувати емоційний вплив на ринок. Автоматизоване збирання даних про новини забезпечує врахування регуляторних змін та подій, які впливають на ринок.

Аналіз настроїв (*Sentiment Analysis*) оцінює позитивність чи негативність контенту, що дозволяє враховувати емоційні тренди. Методи NLP (*Natural Language Processing*) забезпечують автоматичний аналіз текстових даних із новин чи соціальних мереж. Хмарні обчислення дозволяють обробляти великі обсяги даних у реальному часі.

Отже, методи машинного навчання та інтелектуальні системи аналізу даних мають потенціал для прогнозування динаміки ринку віртуальних активів.

ВИСНОВКИ

Розвиток ринку віртуальних активів, таких як криптовалюти, токени та NFT, в умовах їхньої високої волатильності та складної кореляційної структури, вимагає інтеграції новітніх технологій аналізу даних. Застосування методів машинного навчання та інструментів інтелектуального аналізу даних відкриває нові можливості для точного прогнозування ринкової динаміки, розробки адаптивних інвестиційних стратегій та зниження ризиків.

Методи машинного навчання дозволяють аналізувати великі обсяги даних із соціальних мереж, новинних потоків та технічних індикаторів, враховуючи нелінійні залежності між змінними. Вони забезпечують адаптивність моделей до мінливих ринкових умов, сприяючи точнішому прогнозуванню цінних трендів та ідентифікації аномальних явищ. Особливо перспективним є застосування таких методів, як XGBoost, LSTM, Random Forest і нейронні мережі, які демонструють високу ефективність у моделюванні поведінки складних ринків.

Ключовим напрямом подальшого розвитку є поєднання технологій машинного навчання із концепціями поведінкової економіки. Такий підхід дозволить враховувати психологічні аспекти поведінки інвесторів, такі як когнітивні упередження та емоційні реакції, що мають значний вплив на прийняття рішень. Інтеграція традиційних фінансових моделей із сучасними технологіями глибокого навчання підвищує точність прогнозів та забезпечує комплексний підхід до управління портфелями. Важливою складовою є використання великих даних для моніторингу ринкових ризиків. Інстру-

менти аналізу дозволяють виявляти маніпулятивні практики, оцінювати настрої інвесторів та прогнозувати потенційні кризи. Це має велике значення для підвищення прозорості ринку, створення стабільних регуляторних механізмів та формування довгострокових інвестиційних стратегій.

Таким чином, застосування методів машинного навчання та інтелектуального аналізу даних не лише розширює можливості дослідження ринку альтернативних активів, але й сприяє підвищенню точності прогнозів та ефективності управління ризиками. Інтеграція цих інструментів із традиційними фінансовими моделями та поведінковими підходами створює фундамент для розробки інвестиційних рішень, які відповідають викликам сучасного фінансового середовища.

Перспективи подальших досліджень включають такі ключові аспекти: розробка адаптованих моделей управління портфелями; інтеграція з технологіями методів машинного навчання; аналіз поведінкових аспектів інвесторів. ■

БІБЛІОГРАФІЯ

1. Bianchi D., Babiak M. On the performance of cryptocurrency funds. *Journal of Banking & Finance*. 2022. Vol. 138. Art. 106467. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106467>
2. Musholombo B. Cryptocurrencies and stock market fluctuations. *Economics Letters*. 2023. Vol. 233. Art. 111427. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2023.111427>
3. Markowitz H. Portfolio Selection. *The Journal of Finance*. 1952. Vol. 7. No. 1. P. 77–91. DOI: <https://doi.org/10.2307/2975974>
4. Holovatiuk O. Cryptocurrencies as an asset class in portfolio optimisation. *Central European Economic Journal*. 2020. Vol. 7. No. 54. P. 33–55. DOI: <https://doi.org/10.2478/ceej-2020-0004>
5. Kahneman D., Tversky A. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*. 1979. Vol. 47. No. 2. P. 263–291. DOI: <https://doi.org/10.2307/1914185>
6. Kaur M., Jain J., Sood K. "All are investing in Crypto, I fear of being missed out": examining the influence of herding, loss aversion, and overconfidence in the cryptocurrency market with the mediating effect of FOMO. *Quality & Quantity*. 2024. Vol. 58. P. 2237–2263. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11135-023-01739-z>
7. Behera S., Nayak S. C., Kumar A. V. S. P. Evaluating the Performance of Metaheuristic Based Artificial Neural Networks for Cryptocurrency Forecasting. *Computational Economics*. 2024. Vol. 64. P. 1219–1258. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10614-023-10466-4>
8. Wang P., Liu X., Wu S. Dynamic Linkage between Bitcoin and Traditional Financial Assets: A Compara-

- tive Analysis of Different Time Frequencies. *Entropy*. 2022. Vol. 24. Iss. 11. Art. 1565.
DOI: <https://doi.org/10.3390/e24111565>
9. Xu Y., Luo Y. Study of Random Forest and XGBoost Quantitative Stock Selection Strategies. *Proceedings of the 2nd International Conference on Bigdata Blockchain and Economy Management*. 2023, May 19–21, Hangzhou, China.
DOI: <https://doi.org/10.4108/eai.19-5-2023.2334374>
 10. Lian Y.-M., Chen J.-L., Cheng H.-C. Predicting Bitcoin prices via machine learning and time series models. *Journal of Applied Finance & Banking*. 2022. Vol. 12. No. 5. P. 25–43.
DOI: <https://doi.org/10.47260/jafb/1252>
 11. Bhowmick D., Barik D., Ghosh D. Forecasting Bitcoin Prices Using LSTM: A Comparative Evaluation with Future Prediction. In: *Innovations in Data Analytics / Bhattacharya, A., Dutta, S., Dutta, P., Samanta, D. (eds.)*. 2024. P. 425–449.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-97-4928-7_33
 12. Zetsche D. A., Buckley R., Arner D. W., Barberis J. N. Regulating a Revolution: From Regulatory Sandboxes to Smart Regulation. *Fordham Journal of Corporate & Financial Law*. 2017. Vol. 23. Iss. 1. URL: <https://ir.lawnet.fordham.edu/jcfl/vol23/iss1/2/>
 13. Сторонянська І. З., Бенювська Л. Я. Поведінкові фактори у прийнятті фінансово-економічних рішень суб'єктами економіки в умовах невизначеності. *Фінанси України*. 2022. № 6. С. 112–128.
DOI: <https://doi.org/10.33763/finukr2022.06.112>
- REFERENCES**
- Behera, S., Nayak, S. C., and Kumar, A. V. S. P. "Evaluating the Performance of Metaheuristic Based Artificial Neural Networks for Cryptocurrency Forecasting". *Computational Economics*, vol. 64 (2024): 1219-1258.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10614-023-10466-4>
- Bhowmick, D., Barik, D., and Ghosh, D. "Forecasting Bitcoin Prices Using LSTM: A Comparative Evaluation with Future Prediction". In *Innovations in Data Analytics*, 425-449. 2024.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-97-4928-7_33
- Bianchi, D., and Babiak, M. "On the performance of cryptocurrency funds". *Journal of Banking & Finance*, art. 106467, vol. 138 (2022).
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106467>
- Holovatiuk, O. "Cryptocurrencies as an asset class in portfolio optimisation". *Central European Economic Journal*, vol. 7, no. 54 (2020): 33-55.
DOI: <https://doi.org/10.2478/ceej-2020-0004>
- Kahneman, D., and Tversky, A. "Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk". *Econometrica*, vol. 47, no. 2 (1979): 263-291.
DOI: <https://doi.org/10.2307/1914185>
- Kaur, M., Jain, J., and Sood, K. "All are investing in Crypto, I fear of being missed out": examining the influence of herding, loss aversion, and overconfidence in the cryptocurrency market with the mediating effect of FOMO". *Quality & Quantity*, vol. 58 (2024): 2237-2263.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s11135-023-01739-z>
- Lian, Y.-M., Chen, J.-L., and Cheng, H.-C. "Predicting Bitcoin prices via machine learning and time series models". *Journal of Applied Finance & Banking*, vol. 12, no. 5 (2022): 25-43.
DOI: <https://doi.org/10.47260/jafb/1252>
- Markowitz, H. "Portfolio Selection". *The Journal of Finance*, vol. 7, no. 1 (1952): 77-91.
DOI: <https://doi.org/10.2307/2975974>
- Musholombo, B. "Cryptocurrencies and stock market fluctuations". *Economics Letters*, art. 111427, vol. 233 (2023).
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2023.111427>
- Storonianska, I. Z., and Benovska, L. Ya. "Povedinkovi faktory u pryiniatti finansovo-ekonomichnykh rishen subiektamy ekonomiky v umovakh nevyznachenosti" [Behavioral Factors in Making Financial and Economic Decisions of Economic Subjects Under Uncertainty]. *Finansy Ukrainy*, no. 6 (2022): 112-128.
DOI: <https://doi.org/10.33763/finukr2022.06.112>
- Wang, P., Liu, X., and Wu, S. "Dynamic Linkage between Bitcoin and Traditional Financial Assets: A Comparative Analysis of Different Time Frequencies". *Entropy*, art. 1565, vol. 24, no. 11 (2022).
DOI: <https://doi.org/10.3390/e24111565>
- Xu, Y., and Luo, Y. "Study of Random Forest and XGBoost Quantitative Stock Selection Strategies". *Proceedings of the 2nd International Conference on Bigdata Blockchain and Economy Management*. Hangzhou, China, 2023.
DOI: <https://doi.org/10.4108/eai.19-5-2023.2334374>
- Zetsche, D. A. et al. "Regulating a Revolution: From Regulatory Sandboxes to Smart Regulation". *Fordham Journal of Corporate & Financial Law*, vol. 23, iss. 1 (2017). <https://ir.lawnet.fordham.edu/jcfl/vol23/iss1/2/>