

В. В. МОСКАЛЕНКО, Н. Г. ФОНТА, А. В. ГАВРИЛЕНКО, О. М. БЕЗЧАСТНИЙ

АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТРЕНДІВ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ ТА СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО ЇЇ ВИРІШЕННЯ

Розглянуто актуальну проблему прогнозування трендів криптовалютного ринку та сучасні підходи до їх вирішення. Визначено два основних фактори, які впливають на вартість криптовалюти – це розмір ринку криптовалюти та темпи зростання обсягів ринку. Наведені результати досліджень щодо перспектив крипторинку, у тому числі те, що біткоїн у майбутньому може бути захистом від падіння курсу долара США для учасників фінансового ринку. Також дослідники розглядають біткоїн не як готівку, а як інвестиційний актив. Зроблено висновок, що регулювання та економічна політика, яка пов'язана з використанням криптовалют, поступово посилюються багатьма країнами у міру підвищення її інвестиційної привабливості. Надано аналіз задачі прогнозування тренду ринку криптовалюти. Надано аналіз досліджень та публікацій щодо методів прогнозування вартості криптовалюти. Традиційні моделі часових рядів, такі як модель ARIMA, продовжують бути популярними у фінансовому прогнозуванні, але її використання менш ефективне для ринків з високою волатильністю, що характерно для криптовалют. Прогнозування ціни криптовалюти – це проблема часових рядів, яку можна вирішити за допомогою регресії та інших методів машинного навчання. Наведені результати сучасних досліджень щодо потенціалу машинного навчання у виявленні складних трендів та закономірностей. Доведено, що методи глибокого навчання можуть бути ефективними для прогнозування часових рядів зі значними коливаннями та з майже хаотичною та непередбачуваною поведінкою. Зроблено висновок, що ключовим аспектом є створення гнучких моделей, які можуть адаптуватися до нових даних та змін у ринковій динаміці. Комбінування традиційних методів технічного, факторного аналізу з інноваційними методами машинного навчання може призвести до створення потужних гібридних моделей. Ці моделі використовують як кількісні, так і якісні дані для розробки більш точних прогнозів. Обґрунтовано доцільність розробки програмних систем, які реалізують сучасні методи штучного інтелекту, у тому числі машинного навчання, глибокого навчання, обробки природної мови та інших технологій для забезпечення аналізу ринку, виявлення закономірностей та надання прогнозів щодо трендів крипторинку. Використання такого ПЗ буде допомогою інвесторам у визначенні потенційно прибуткових інвестиційних можливостей, в управлінні ризиками та прийнятті обґрунтованих рішень в умовах високої невизначеності.

Ключові слова: прогнозування, ринок криптовалюти, часовий ряд, машинне навчання, нейронні мережі, глибоке навчання, гібридна модель.

V. MOSKALENKO, N. FONTA, A. HAVRYLENKO, O. BEZCHASTNYI

PROBLEM ANALYSIS OF FORECASTING CRYPTOCURRENCY MARKET TRENDS AND MODERN APPROACHES TO ITS SOLUTION

The current problem of forecasting trends in the cryptocurrency market and modern approaches to solving them are considered. Two main factors have been identified that influence the value of cryptocurrency: the size of the cryptocurrency market and the growth rate of market volumes. The results of research on the prospects of the crypto market are presented, including the fact that Bitcoin in the future may be a protection against the fall of the US dollar for financial market participants. Researchers also view bitcoins not as cash, but as an investment asset. It is concluded that regulation and economic policies related to the use of cryptocurrencies are gradually being strengthened by many countries as its investment attractiveness increases. An analysis of the problem of forecasting the cryptocurrency market trend is presented. An analysis of research and publications on methods for predicting the value of cryptocurrency is presented. Traditional time series forecasting models, such as the ARIMA model, are effective for financial forecasting, but their use is less effective for markets with high volatility, which is typical for cryptocurrencies. Cryptocurrency price forecasting is a time series problem that can be solved using regression and other machine learning techniques. The results of modern research into the potential of machine learning in identifying complex trends and patterns are presented. It has been proven that deep learning methods can be effective in predicting time series with significant fluctuations and almost chaotic and unpredictable behavior. It is concluded that the main aspect is to create flexible models that can adapt to new data and changes in market dynamics. Combining traditional technical factor analysis techniques with innovative machine learning techniques can result in powerful hybrid models. These models use both quantitative and qualitative data to develop better forecasts. The feasibility of developing software systems that implement modern methods of artificial intelligence, including machine learning, deep learning, natural language processing and other technologies to provide market analysis, identify patterns and forecast crypto market trends is substantiated. The use of such software will assist investors in identifying potentially profitable investment opportunities, managing risks and making informed decisions in conditions of high uncertainty.

Keywords: forecasting, cryptocurrency market, time series, machine learning, neural networks, deep learning, hybrid model

Вступ. У світі, де цифрові технології стрімко прогресують, криптовалюти є новим класом фінансових активів. Ринок криптовалют відкриває унікальні можливості для інвесторів, аналітиків та розробників програмного забезпечення. З моменту появи Bitcoin у 2009 році, криптовалютний ринок пройшов шлях від нішового інтересу до глобального фінансового феномену. Розвиток та популяризація криптовалют вимагає комплексних технологічних та аналітичних рішень для аналізу та прогнозування розвитку ринку, що стає ключовим інструментом для успішного інвестування.

Волатильність криптовалютних ринків, хоча і є привабливою для трейдерів, які шукають швидкий

прибуток, створює значні виклики для точного прогнозування. Ціни на криптовалюти можуть зазнавати екстремальних коливань через різноманітні зовнішні фактори, включаючи регуляторні втручання, зміни в технологічній інфраструктурі, макроекономічні тенденції та навіть соціальні настрої. Така непередбачуваність вимагає від аналітичного програмного забезпечення здатності швидко адаптуватися та оновлювати прогнози у реальному часі. Крім того, ринок криптовалют є досить молодим, і тут учасники ринку мають значно менший досвід передбачення порівняно з традиційними фінансовими ринками. Це ускладнює використання традиційних методів фінансового аналізу та прогнозування,

змушуючи аналітиків шукати інноваційні підходи та використовувати передові технології для збору, обробки та аналізу даних.

Оскільки передбачення такого ринку пов'язано з невизначеністю різної природи, обробкою великих обсягів даних та ще він залежить від стратегій учасників ринку, то є актуальною проблемою дослідження та розробка програмних систем, які реалізують сучасні методи штучного інтелекту, у тому числі машинного навчання, обробки природної мови та блокчейн технологій для забезпечення глибокого аналізу ринку, виявлення закономірностей та надання точних прогнозів. Використання такого ПЗ буде допомогою інвесторам для визначення потенційно прибуткових інвестиційних можливостей, управління ризиками та прийняття обґрунтованих рішень в умовах високої невизначеності.

Аналіз проблем аналізу ринку криптовалюти.

Біткоїн та інші криптовалюти залежать не лише від власного попиту та пропозиції, оскільки макроекономічний індекс та індекс цін на важливі активи можуть вплинути на їх ціну. Вартість валюти може залежати лише від попиту та пропозиції на неї; але з цієї точки зору, наприклад, біткоїн далекий від того, щоб стати реальною валютою як стверджується у багатьох дослідженнях.

Визначають два основних фактори, які впливають на вартість криптовалюти, включаючи біткоїн.

1. Розмір ринку криптовалюти. Криптовалюта може отримати певну цінність від ринкових ефектів. Оскільки співвідношення між вартістю криптовалюти та розміром її ринку суперлінійне. Це означає, що вартість найпопулярнішої криптовалюти (біткоїн) набагато вища, ніж інших криптовалют з меншою кількістю трейдерів, і це відображається на ринковій капіталізації.

2. Темпи зростання обсягів ринку. У міру того, як ринок росте, потужність обробки, яка необхідна для виробництва монети, зростає, і це також додає цінності криптовалюти [1].

Існують різні механізми створення цінності для віртуальних валют, які відображають взаємодію між віртуальним ринком та реальною економікою [2].

Переважає більшість економічної літератури про біткойни та інші криптовалюти зазвичай присвячена вивченню різних факторів, які можуть пояснити динаміку цін. Детермінанти ціни можна згрупувати так:

- ринкові сили, тобто фактори попиту та пропозиції;
- макрофінансові фактори;
- інтерес громадськості та інвесторів, висвітлення новин;
- змінні, пов'язані з технологіями.

Наведемо приклади досліджень, присвячених аналізу впливу цих та інших факторів на ціну біткойну.

В дослідженні [3] вивчаються показники обсягів торгів і волатильності. Досліджувані 14 криптовалют

пройшли низку тестів, таких як тест Дікі-Фуллера. Автори аналізують нелінійну залежність між рівнем дисперсії прибутковості криптовалюти та загальною прибутковістю ринку криптовалют. Також розглядаються питання колективної поведінки. Інвестиції у біткоїн показують дуже високу волатильність, але також й дуже високу інвестиційну віддачу. Крім того, для інвесторів – гравців на ринку, добре диверсифіковані портфелі з високим ризиком компенсуються низькою кореляцією з іншими активами. Було проаналізовано та вивчено вибухове зростання біткойна та семи інших альткоїнів (Ethereum, Ripple, Litecoin, Stellar, Nem, Dash і Monero). Усі криптовалюти, за винятком Nem, демонстрували вибухову поведінку, все більше доводячи існування фінансових бульбашок. Ринок деяких криптовалют згодом стає неефективним. Наприклад, ринок Litecoin, де курс Херста з часом значно впав. Було зроблено висновок, що бізнес-система, заснована на криптовалютах, буде рости на 3% вище, ніж аналогічна система без криптовалют. Фінансовим посередникам, інвесторам необхідно модернізувати та оптимізувати свою діяльність за результатами вивчення динаміки криптовалют.

Виявлено, що постійність ціни має велике значення для майбутньої волатильності інших криптовалют. Умовна коваріація двох криптовалют суттєво залежить від попередніх новин, що підтверджує висновки попередніх досліджень про взаємопов'язаність криптовалют. Змінні у часі кореляції між біткойнами та ринком існують і коливаються як у позитивній, так і в негативній площині. Дослідники виділяють специфічний механізм ціноутворення: максимізація прибутку інвесторів крипторинку відіграє координуючу роль у створенні можливостей використання нової валюти (при невеликому розмірі ринку). Біткоїн корелює з різними фінансовими та відсотковими факторами, однак жоден із внутрішніх факторів не має істотного впливу на ціну.

Оскільки контролювати пропозицію грошей і відсоткові ставки стає все важче, то діяльність центральних банків потрібно буде адаптувати до цієї нової та інноваційної грошової системи. Це дуже важливо за умови, якщо криптовалюти будуть прийняті як еквівалентний засіб платежу та як фінансовий актив зі значною ринковою капіталізацією. Є певні правові та економічні труднощі використання криптовалюти для міждержавних переказів. Це може спричинити підвищення ціни на криптовалюту завдяки провокуванню зростання попиту. У результаті тестування ефективності ринку в широкому діапазоні криптовалют виявилось, що на ліквідних ринках ефективність вища, а волатильність нижча, оскільки активні трейдери частіше уникають передбачувати прибутковість. Вищі транзакційні витрати на ринках із низьким оборотом впливають на здатність трейдерів діяти швидко та легко, що призводить до неефективності ринку. Емпіричні результати показують, що економічні фактори, такі як інфляція та

ставка ФРС, мають довгостроковий вплив на ціну біткоїну. Це означає, що біткоїн у майбутньому може бути захистом від падіння курсу долара США для учасників фінансового ринку.

Більшість досліджень щодо фінансової стабільності інвестицій зосереджуються на криптовалютах як інвестиційному активі. Більшість біткоїнів належать інвесторам і не розглядаються як платіжний засіб. Після стрімкого зростання цін у 2017–2018 роках стало зрозуміло, що на ринку криптовалют існує бульбашка. Видування бульбашкових цін на активи не обов'язково призводить до проблем фінансової стабільності. Наприклад, крах бульбашки доткомов у 2000 році мав обмежені наслідки. Як доводять дослідження, необхідно створити декілька додаткових передумов, щоб викликати занепокоєння щодо фінансової стабільності. У цьому випадку інвестиції в активи повинні фінансуватися за рахунок короткострокових боргових зобов'язань, а ризики повинні бути значними. Цифрові валюти наразі не мають жодної з цих характеристик. Клас активів, який становить більше 60 мільярдів доларів (станом на 1 лютого 2019 року), ймовірно, занадто малий, щоб бути значним для впливу на фінансові системи країн. Наприкінці 2006 р. у США було випущено іпотечних облигацій на 800 мільярдів доларів, що стало однією з причин фінансової кризи. Дослідження волатильності криптовалют є важливим з точки зору фінансових інструментів для хеджування традиційних активів, а також з точки зору ціноутворення. Регулювання та економічна політика, яка пов'язана з використанням криптовалют, поступово посилюються багатьма країнами. Запровадження нових правил регулювання ринку криптовалют відбуватиметься у міру підвищення її інвестиційної привабливості. Крім того, використання індикатора VAR (value at risk) при аналізі ризиків інвестування у криптовалюту може не дати вірного виміру цього ризику, хоча це найпопулярніший показник фінансового ризику.

Аналіз задачі прогнозування тренду ринку криптовалюти. Криптовалютний ринок, незважаючи на свої інноваційні переваги та потенціал для революції у світовій економіці, стикається з численними проблемами, які ускладнюють аналіз та прогнозування його трендів.

Однією з ключових проблем є висока волатильність криптовалютних активів. Вартість криптовалют може зазнавати різких коливань протягом дуже короткого проміжку часу. Найчастіше на вартість впливають такі зовнішні фактори, як регуляторні зміни, заяви відомих особистостей у сфері технологій та фінансів, а також макроекономічні події. Ці коливання створюють невизначеність та ризики, які вимагають від інвесторів та аналітиків глибокого розуміння ринку та спроможності швидко адаптуватися до змін.

Другою значною проблемою є непередбачуваність ринкових трендів. Криптовалютний ринок демонструє унікальні моделі

поведінки усіх учасників, які часто відрізняються від поведінки гравців на традиційних фінансових ринках. Вплив новин та соціальних медіа є надзвичайно великим, а настрої інвесторів можуть різко змінюватися, впливаючи на ринкові ціни. Традиційні методи фінансового аналізу, такі як технічний та фундаментальний аналіз, можуть бути недостатньо ефективними для виявлення майбутніх трендів на такому динамічному ринку.

Крім того, існує величезна кількість криптовалют та токенів, кожен з яких має свої власні особливості, використання та потенціал для зростання. Різноманітність активів ускладнює завдання аналітиків, які прагнуть ідентифікувати найбільш перспективні інвестиційні можливості. Це вимагає не тільки глибокого аналізу технологічного потенціалу кожної криптовалюти, але й розуміння її місця у ширшому екосистемному контексті.

Останньою, але не менш важливою проблемою, є регуляторна невизначеність. Різні країни вживають різні підходи до регулювання криптовалют, що може раптово змінити правила гри та вплинути на ринкові ціни. Інвестори та аналітики повинні бути уважними до регуляторних оновлень та їх потенційного впливу на ринок.

Разом ці проблеми формують складний ландшафт для аналізу та прогнозування криптовалютного ринку, вимагаючи від розробників програмного забезпечення інноваційного підходу та використання передових технологій.

У контексті описаних проблем, які охоплюють криптовалютний ринок, ключовою задачею є розробка програмного забезпечення, здатного ефективно аналізувати та прогнозувати тренди криптовалют. Це програмне забезпечення має вирішити ряд специфічних викликів, щоб надати інвесторам, трейдерам та аналітикам надійний інструмент для прийняття обґрунтованих рішень у високодинамічному та непередбачуваному середовищі криптовалютного ринку.

Мета роботи. Провести дослідження проблем прогнозування криптовалютного ринку, обґрунтувати доцільність використання класичних методів прогнозування та методів машинного навчання для прогнозування ринкових цін на криптовалюту

Аналіз досліджень та публікацій щодо прогнозування ринку криптовалюти.

Вибір адекватного методу прогнозування цін фінансових інструментів є основною темою для дискусій у сфері управління фінансами. Стосовно прогнозування цін на криптовалюту, то це також актуальна проблема, але вона має інше підґрунтя та свої особливості вирішення.

По-перше, передбачення тренду ринку криптовалюти може допомогти трейдерам прийняти правильні інвестиційні рішення з метою отримання вищих прибутків та підтримати прийняття стратегічних рішень.

По-друге, вивчення питання прогнозування ринкових коливань цін на криптовалюту дасть фінансовим дослідникам інформаційного забезпечення для аналізу поведінки учасників ринку криптовалюти та передбачення у змінах фінансових систем країн, які у той чи іншій мірі залежать від активності на крипторинку. Звичайно, прогнози параметрів криптовалютного ринку можна використовувати як основу для розробки торгових стратегій, спрямованих на отримання надмірних прибутків на ринку криптовалют

Для розуміння сучасного стану досліджень щодо прогнозування криптовалютного ринку було проаналізовано ряд наукових публікацій. Цей аналіз дозволяє виявити ключові методи, які використовують у вивченні трендів криптовалют, переваги та обмеження їх використання для різних видів криптовалют.

Методи для прогнозування крипторинку [4] наведені на рисунку 1.



Рис. 1. Методи для прогнозування крипторинку

Ціни на криптовалюту дуже мінливі та мають нелінійні та нестационарні характеристики, що збільшує кількість аналітичних складнощів і перешкоджає здатності надійно інтерпретувати механізми формування ціни. Щоб вирішити цю проблему, дослідники використовують метод емпіричної декомпозиції (Empirical Mode Decomposition, EMD) [5]. Метод EMD розкладає вихідний часовий ряд на різні функції внутрішнього режиму (IMF) і досліджує кореляцію між різними змінними у витягнутих композиціях. Наприклад, у роботі [6] інтерпретували формування ціни біткоіну за допомогою техніки EMD. Запропоновано підхід ансамблевої емпіричної декомпозиції моди (Ensemble Empirical Modi Decomposition, EEMD) для перевірки того, чи може біткоїн виступати у якості інструмента хеджування та надійного інструмента прогнозування цін на акції США під час президентських виборів у США 2016 року. Проведено порівняння результатів застосування методу EEMD для визначення здатності біржових цін на нафту, дорогоцінні метали і біткоїн захищатися від політичної невизначеності у різних масштабах. Попередні дослідження були обмеженими, оскільки дослідники ігнорували кореляції між різними цінами на криптовалюту. Це перше дослідження [6], яке спрямоване на усунення цього недоліку. Тут пропонується двоетапна структура (2SDC), яка починається з багатовимірної емпіричної декомпозиції за допомогою шуму (NA-MEMD) для аналізу базових характеристик криптовалют. Проаналізовано ціни шести криптовалют у період з 23 липня 2017 року по 23 липня 2019 року, включаючи щоденні ціни закриття біткоіну та п'яти альткоїнів. На першому

етапі всі шість часових рядів криптовалюти спільно розкладаються на 10 IMF в діапазоні від високої до низької частоти плюс залишкова складова. На другому етапі використано тест Вілкоксона зі знаковим рангом, щоб розділити IMF для кожної криптовалюти на високочастотну композицію, низькочастотну композицію та довгостроковий тренд. Ці три багатомасштабні компоненти можна інтерпретувати як: короточасні коливання, які викликані людськими емоціями; настрої інвесторів і мікроструктура; вплив значущих подій; фундаментальні цінності.

Прогнозування курсу криптовалюти можна розглядати як звичайний тип проблем часових рядів, як наприклад, прогнозування курсу акцій. Традиційні методи часових рядів, такі як добре відома модель інтегрованого ковзного середнього з авторегресією (AutoRegressive Integrated Moving Average – ARIMA) застосовуються для прогнозування цін і динаміки криптовалют [7].

У дослідженні [8] доведено, що хоча модель ARIMA може ефективно прогнозувати часові ряди з лінійними взаємозв'язками, вона менш ефективна для ринків з високою волатильністю, що характерно для криптовалют.

Отже, розглянуті моделі не здатні охопити нелінійні шаблони дуже складних проблем прогнозування на відміну від алгоритмів глибокого навчання, які досягають більшої продуктивності при прогнозуванні проблем часових рядів [9].

Автори Pierre Giot, Sébastien Laurent, Mikael Petitjean дослідження [10] та дослідник Peter G. Zhang [11] для покращення точності прогнозів на нелінійних даних використовують гібридні моделі, які поєднують

ARIMA з іншими методами, зокрема машинами опорних векторів (SVM) та нейронними мережами (NN). Ці підходи демонструють, що інтеграція різноманітних аналітичних методів може значно підвищити якість прогнозування ринкових трендів.

У роботі [3] досліджено прибутковість виробництва біткойнів, його слабкі сторони та довгострокову фінансову стабільність. Вивчення ефективності моделей у подальшому дає змогу порівняти ефективність фінансового та машинного прогнозування. З точки зору витрат на створення (з технічної сторони) запропоновано вартісні моделі. У ході розрахунків і експериментів було виявлено, що вартість виконання бізнес-процесів в Ethereum може бути на два порядки вища, ніж в Amazon SWF. Враховуючи високу волатильність обмінного курсу, модель вартості є більш важливою, ніж будь-коли. Блокчейн використовує децентралізований підхід до побудови.

Прогнозування ціни криптовалюти – це проблема часових рядів, яку можна вирішити за допомогою регресії та інших методів машинного навчання. Дослідження [12] та [13] вказують на потенціал машинного навчання у виявленні складних патернів та трендів, що не можуть бути легко ідентифіковані за допомогою більш традиційних статистичних методів. Значний інтерес викликає використання аналізу настроїв у соціальних мережах для прогнозування ринкової динаміки. Дослідження в області криптовалют, такі як опубліковані у Imperial College London, вказують на зв'язок між публічними настроями та ринковими трендами, підкреслюючи важливість соціальних сигналів у прогнозуванні цінних змін [14].

Більшість дослідників стверджує, що сильні коливання цін на біткоїн спричиняє використання прогнозування як основи для прийняття рішень інвесторами. Отже, метод часових рядів використовується як модель прогнозування, а потім треба знайти шаблон для прогнозування майбутніх подій. Класичні методи часових рядів часто порушують статистичні припущення. Через незбалансовані результати прогнозування використовуються методи вільних припущень, наприклад метод із ланцюгом Маркова нечітких часових рядів, логічний метод Чена та його сегментовані методи. У дослідженні [15] побудовано модель прогнозування ціни біткоїна на найближчий період на основі даних з 2010 по 2020 рік. Запропоновані методи краще підходять для цін біткойнів з використанням даних часових рядів. Крім того, метод ланцюга Маркова нечітких часових рядів має найменшу похибку точності на основі середньої абсолютної відсоткової помилки (MAPE) порівняно з сегментованим логічним методом Чена нечітких часових рядів і логічним методом Чена нечітких часових рядів. Гетерогенна агентська модель ринку біткоїн відносно точно моделює багато характеристик реального ринку. Вона включає різні торгові стратегії, початковий розподіл капіталу за законом Парето, реалістичну торгівлю та механізм вирівнювання цін на

основі книги замовлень, а також збільшення загальної кількості біткойнів внаслідок майнінгу за певний час. Автокореляція вихідних доходів дуже низька для всіх періодів часу, тоді як автокореляція абсолютних доходів набагато вища, що підтверджує наявність волатильності кластеризації ринку. Крім того, абсолютні доходи демонструють важкі хвости з позитивним надлишком, подібним до реальних абсолютних доходів.

Дослідження [16, 17] присвячені проблемам короткострокового прогнозування часових рядів криптовалют з використанням підходу машинного навчання (ML). Зосередженість на вивченні фінансових часових рядів дозволяє проаналізувати методологічні принципи, включаючи переваги та недоліки використання алгоритмів ML. 90-денний часовий горизонт динаміки трьох найбільш капіталізованих криптовалют (Bitcoin, Ethereum, Ripple) оцінювався за допомогою моделі Binary Autoregressive Tree (BART), нейронних мереж (multilayer perceptron, MLP) і ансамблю дерев класифікації та регресії. Перевага розроблених моделей полягає в тому, що їх застосування не накладає жорстких обмежень на статистичні властивості часових рядів досліджуваних криптовалют, а в якості предикторів використовуються лише минулі значення цільової змінної. Порівняльний аналіз прогностичної здатності побудованих моделей показав, що всі моделі адекватно описують динаміку криптовалют із середньою абсолютною похибкою в процентах (MAPE) для моделей BART і MLP в середньому 3,5%, а для моделей RF в межах 5%. Оскільки з точки зору торгівлі цікаво передбачити напрямок зміни ціни або тренду, а не його числове значення, практичне застосування моделі BART також було продемонстровано в прогнозуванні напрямку зміни ціни на 90-денний період. Для цього в методиці оцінки ступеня привабливості криптовалют як інноваційного фінансового інструменту використано модель бінарної класифікації. Проведене комп'ютерне моделювання підтвердило доцільність використання методів і моделей машинного навчання для короткострокового прогнозування фінансових часових рядів. Побудовані моделі та їх ансамблі можуть бути основою для алгоритмів автоматизованих торгових систем Інтернет-трейдингу. Це підтвердження можна знайти у роботах [18, 19, 20]

У дослідженні [21] передбачуваність дванадцяти високоліквідних криптовалют аналізується на щоденному та хвилинному рівнях з використанням алгоритмів класифікації машинного навчання, включаючи машини опорних векторів, логістичну регресію, штучні нейронні мережі та випадкові ліси з інформацією про минулі ціни та технічні індикатори як ознаки моделі. Середня точність класифікації чотирьох алгоритмів постійно перевищує порогове значення в 50% для всіх криптовалют і для всіх часових масштабів, що показує, що існує певна передбачуваність тенденцій цін на ринках криптовалют. Алгоритми класифікації машинного

навчання досягають приблизно 55-65% точності прогнозування в середньому на щоденних або хвилинних частотах, тоді як машини опорних векторів демонструють найкращі та послідовні результати з точки зору точності прогнозування порівняно з логістичною регресією, штучними нейронними мережами та випадковим лісом.

Як вже зазначалось, точне прогнозування ціни криптовалюти за своєю природою є надзвичайно необхідною, але складною проблемою, оскільки її значення мають дуже значні коливання з часом після майже хаотичної та непередбачуваної поведінки. Тому йде постійний пошук нових методів для передбачення різних тенденцій крипторинку. Глибоке навчання (Deep Learning, DL) відноситься до потужних алгоритмів машинного навчання, які спеціалізуються на вирішенні нелінійних і складних проблем, використовуючи в більшості випадків великі обсяги даних, щоб стати ефективними прогнозними моделями [22].

Моделі глибокого навчання, зокрема глибокі нейронні мережі прямого зв'язку, вже знайшли численні застосування в кількісних фінансах, таких як прогнозування волатильності. У схемі керованого навчання нейронні мережі є корисним інструментом для прогнозування ціни, оскільки для їх застосування не потрібні сильні припущення, що контрастує з традиційними моделями часових рядів, такими як ARIMA та її розширення. Крім того, архітектури глибокого навчання знаходять закономірності з великим узагальненням, наприклад мережі LSTM (Long Short-Term Memory) здаються більш придатними для послідовних даних, таких як часові ряди. Тим не менш, DL часто критикують за відсутність фундаментальної теорії, яка могла б «відкрити його чорну скриньку».

Актуальним на цей час є дослідження щодо використання глибоких моделей таких, як багатошаровий перцептрон (Multilayer Perceptron, MLP) [28], рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Network, RNN) і LSTM [24], а потім результати використовувати для побудови програмних систем для торгів на ринку криптовалюти. Розглянемо деякі дослідження.

Доведено багатьма дослідженнями, що мережі LSTM можуть перевершити, з точки зору точності прогнозування ринку криптовалют інші архітектури глибоких нейронних мереж, такі як MLP і RNN. У дослідженні [15] використовується нова модель глибокого навчання для прогнозування ціни криптовалюти. Запропонована модель використовує алгоритм рекурентних нейронних мереж (RNN), заснований на методі LSTM для прогнозування ціни.

У роботі [22] розглядається ідея використання LSTM і BiLSTM у задачах прогнозування ціни криптовалюти, яка полягає в тому, що ці мережі можуть фіксувати корисні залежності довгих або коротких шаблонів послідовності завдяки своїй особливій архітектурі, що сприяє продуктивності прогнозування. Тоді як згорткові рівні моделі CNN [25] можуть відфільтрувати шум необроблених

вхідних даних і витягти цінні функції, створивши менш складний набір даних, який буде корисним для кінцевої моделі прогнозування. Крім того, продуктивність моделей DL порівнювалася з традиційними найсучаснішими моделями ML:

- 1) опорним векторним регресором (Support Vector Regressor – SVR);
- 2) 3-найближчими сусідами (3-Nearest Neighbors – 3NN);
- 3) регресором дерева рішень (Decision Tree Regressor – DTR).

Довга короткочасна пам'ять (LSTM) [25] становить особливий тип глибоких нейронних мереж, які здатні вивчати довгострокові залежності, використовуючи зв'язки зворотного зв'язку, щоб «запам'ятати» минулі стани комірки мережі. Ці мережі стали дуже популярними, оскільки вони були успішно застосовані в широкому діапазоні додатків і продемонстрували чудову продуктивність у прогнозуванні часових рядів [16]. Точніше, мережі LSTM складаються з комірки пам'яті, входу, виходу та пропуску. Вхідний вентиль контролює нову інформацію, що зберігається в комірці пам'яті, тоді як пропускний елемент контролює інформацію, яка повинна бути знищена. Нарешті, вихідний вентиль контролює кінцеве вихідне інформаційне значення, яке надається після затримки в забутий вхідний вентиль, використовуючи петлю зворотного зв'язку. Отже, LSTM може створити контрольований інформаційний потік, фільтруючи непотрібну інформацію і, так досягаючи вивчення довгострокових залежностей. Багато існуючих досліджень використовують LSTM для прогнозування ціни завдяки його механізму стробування (gating mechanism), здатному фіксувати послідовну та часову інформацію в даних [16]. У дослідженні [28] зведено результати наявних робіт щодо використання нейронних мереж для прогнозування ринку криптовалют.

Двонаправлена довготривала короткочасна пам'ять (Bidirectional Long Short-Term Memory – BiLSTM) [22] – це особливий тип рекурентних нейронних мереж, які з'єднують два шари LSTM протилежних напрямків до одного виходу, щоб запам'ятовувати минулі та майбутні стани комірки мережі. Ідея полягає в тому, що кожна навчальна послідовність представлена у прямому та зворотньому напрямку з двома окремими рівнями LSTM, спрямованих на доступ як до минулого, так і до майбутнього контексту для певного часу. Перший прихований рівень містить повторювані з'єднання з минулих часових кроків; у той час як у другому повторюванні з'єднання змінюються, передаючи активацію назад уздовж послідовності.

Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks – CNN) [22] є ще один тип глибоких нейронних мереж, які використовують шари згортки та об'єднання, щоб фільтрувати необроблені вхідні дані та витягувати цінні функції, які живитимуть повністю пов'язаний рівень для отримання кінцевого результату. Більш конкретно, вони застосовують

операції згортки у вхідних даних і для створення нових більш корисних функцій. За згортковими шарами зазвичай слідує шар об'єднання, який витягує значення зі згорнутих об'єктів, створюючи екземпляр нижчої розмірності. Насправді рівень об'єднання створює нові функції, які можна розглядати як узагальнені версії згорнутих функцій, створених згортковим рівнем. Це означає, що операції об'єднання можуть значно допомогти мережі стати більш надійною.

Отже, перспективним напрямком дослідження є використання гібридних моделей на основі глибокого навчання [23, 24, 25, 29].

У статті [30] досліджується застосування методів ML і обробки природної мови (NLP) у прогнозуванні цін на криптовалюту, зокрема Bitcoin (BTC) і Ethereum (ETH). Проведено аналіз впливу суспільних настроїв у соціальних мережах Twitter і Reddit на оцінку криптовалюти за допомогою методів глибокого навчання NLP. Розглянуто прогнозування ціни криптовалюти як задачу класифікації. Це включає як передбачення руху ціни (вгору або вниз), так і визначення локальних екстремумів. Порівняно продуктивність різних моделей ML як з інтеграцією даних NLP, так і без неї. Показано, що включення даних NLP значно покращує ефективність прогнозування. Попередньо підготовлені моделі, такі як Twitter-RoBERTa та BART MNLI, ефективні в охопленні настроїв ринку, і що точне налаштування великих мовних моделей (LLM) також дає суттєві покращення прогнозування. Модель класифікації нульового удару BART MNLI була ефективною у вилученні бичачих і ведмежих сигналів із текстових даних. Дослідження підкреслило потенціал аналізу тексту для покращення фінансових прогнозів і продемонструвало ефективність різних методів NLP у виявленні нюансів ринкових настроїв.

Висновки щодо використання методів прогнозування для передбачення тенденцій криптовалютного ринку. У відповідь на складні виклики, які ставить перед інвесторами криптовалютний ринок, пропонується цілий ряд інноваційних рішень, спрямованих на підвищення точності аналізу та прогнозування тенденцій ринку. Ці пропозиції охоплюють використання передових технологій, розробку комплексних аналітичних інструментів та підвищення інтерактивності та доступності інформації для користувачів. Використання алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту для аналізу історичних та поточних даних ринку може значно підвищити точність прогнозів. Розробка моделей глибокого навчання, здатних виявляти складні закономірності в поведінці ринку, дозволить прогнозувати цінові рухи з вищою достовірністю. Ключовим аспектом є створення гнучких моделей, які можуть адаптуватися до нових даних та змін у ринковій динаміці. Комбінація традиційних фінансових аналізів з інноваційними методами машинного навчання може призвести до створення потужних гібридних моделей.

Ці моделі використовуватимуть як кількісні, так і якісні дані для створення більш точних прогнозів. Важливо також інтегрувати аналіз настроїв на ринку, використовуючи дані з соціальних мереж та новинних сайтів, для виявлення потенційних трендів та впливу публічних настроїв на ціни криптовалют.

Отже, незважаючи на значний прогрес у методах прогнозування криптовалютних трендів, існує потреба в подальшій розробці та інтеграції різноманітних аналітичних інструментів. Особливу увагу слід звернути на розробку гібридних моделей, які можуть ефективно враховувати та обробляти нелінійність та волатильність криптовалютних ринків, а також на аналіз настроїв для залучення даних з соціальних мереж. Ці підходи вимагають глибокого знання в області машинного навчання, статистики, а також розуміння специфіки криптовалютного ринку. Для реалізації такого комплексу моделей необхідно розробити програмне забезпечення. Таке ПЗ повинно відповідати особливим вимогам щодо інтерфейсу, безпеки даних та обробки та аналізу даних порівно з подібними програмними системами, які впроваджуються на інших фінансових ринках.

З огляду на динамічне регуляторне середовище, програмне забезпечення повинно бути гнучким, дозволяючи швидко адаптуватися до змін у законодавстві та регуляторних вимогах у різних юрисдикціях. Це забезпечить його відповідність сучасним правовим нормам та стандартам, а також захистить користувачів від потенційних юридичних ризиків. Інтерактивний і зручний користувацький інтерфейс є ключовим для забезпечення доступності складних аналітичних інструментів широкому колу користувачів. Інтерфейс повинен дозволяти користувачам легко налаштовувати параметри аналізу, вибирати моделі прогнозування та візуалізувати дані через графіки, діаграми та інші графічні засоби. Це зробить процес аналізу більш інтуїтивно зрозумілим та ефективним. У світлі зростаючих загроз кібербезпеки та важливості збереження конфіденційності даних, програмне забезпечення має включати сучасні механізми захисту даних. Це охоплює використання надійних алгоритмів шифрування, розробку безпечних протоколів передачі даних та імплементацію багаторівневих систем аутентифікації користувачів. Програмний код найчастіше пишуть на Python, для моделей глибокого навчання використовують бібліотеку Keras і Theano як серверну частину, а бібліотеку Scikit-learn використовують для моделей машинного навчання.

Реалізація цих пропозицій дозволить створити ефективне програмне забезпечення для аналізу та прогнозування криптовалютного ринку, здатне надавати високоякісні, обґрунтовані прогнози та аналітичні дані. Таке рішення стане незамінним інструментом у руках інвесторів та аналітиків, допомагаючи їм приймати обґрунтовані рішення в умовах невизначеності та високої волатильності ринку.

Висновки. Аналіз криптовалютного ринку в сучасному динамічному та непередбачуваному економічному середовищі ставить перед дослідниками та розробниками складні завдання. Вивчення існуючих методів прогнозування показало, що не існує універсальної стратегії, здатної забезпечити точність прогнозів у всіх ситуаціях. З огляду на ці виклики, розробка інтегрованих гібридних моделей, які поєднують класичні методи фінансового аналізу з інноваційними підходами машинного навчання та інших технологій штучного інтелекту, видається перспективним напрямком. Такі моделі можуть значно покращити якість прогнозування, використовуючи глибокий аналіз великих даних для ідентифікації складних патернів і трендів, які недоступні при традиційному аналізі. Важливу роль у процесі прогнозування відіграє також аналіз настроїв на ринку. Використання даних з соціальних мереж та новинних платформ дозволяє виявляти загальні тренди намірів учасників ринку, що може слугувати потужним індикатором майбутніх рухів цін на криптовалюті. Інтеграція цього аспекту в аналітичні інструменти надає додатковий рівень глибини аналізу, дозволяючи враховувати не лише економічні показники, а й психологічні аспекти ринкової поведінки.

Отже, на основі аналізу сучасних джерел інформації та досліджень щодо використання методів прогнозування для передбачення ринку криптовалюти зроблено такі висновки.

По-перше, ринок є дуже волатильним, тому результати будь-якого прогнозу на основі суто аналітичних методів недоцільно використовувати на практиці.

По-друге, отримані прогнози на основі використання існуючих методів можуть бути використані тільки для оцінки тенденції ринку певної криптовалюти.

По-третє, проведення прогнозування ринку криптовалюти дає можливість аналітику опрацювати велику кількість даних та зробити аналіз тенденцій ринку і можливо отримати інформацію щодо впливових факторів на ринкову вартість криптовалюти, на обсяги продажів.

У-четверте, оскільки ринок криптовалют характеризується високою невизначеністю та чутливістю до множини зовнішніх факторів, то це вимагає застосування програмного забезпечення для швидкого адаптування до змін. Доцільність розробки програмних систем для аналізу та прогнозування ринку криптовалюти обумовлено необхідністю інформаційної підтримки процесу прийняття рішень трейдерів щодо покупки/продажу певної криптовалюти у визначеному обсязі для досягнення своїх інвестиційних та інших цілей.

Список літератури

- An J., Dorofeev M. Short-term foreign exchange forecasting: decision making based on expert polls. *Investment Management and Financial Innovations*, 2019. Vol. 16(4). Pp. 215-228. DOI:10.21511/imfi.16(4).2019.19
- An J., Dorofeev M., Zhu S. Development of Energy Cooperation between Russia and China. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 2020. Vol. 10(1). Pp 134-139. DOI:10.32479/ijeep.8509
- Mikhaylov, A., Danish, M.S.S., Senjyu, T. A New Stage in the Evolution of Cryptocurrency Markets: Analysis by Hurst Method. Dinçer, H. and Yüksel, S. (Ed.) *Strategic Outlook in Business and Finance Innovation: Multidimensional Policies for Emerging Economies*. Emerald Publishing Limited, Leeds, 2021. Pp. 35-45. DOI:10.1108/978-1-80043-444-820211004
- Nasirtafreshi I. Forecasting cryptocurrency prices using Recurrent Neural Network and Long Short-term Memory. *Data & Knowledge Engineering*, 2022. Vol. 139 (4). DOI:10.1016/j.datak.2022.102009.
- Huang N. E., Shen Z., Longet S. R. et al. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis. *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. DOI:10.1098/rspa.1998.0193.
- Bouoiyour J., Selmi R., Tiwari A. K., Olayeni O. R. Bitcoin: competitor or complement to gold? *Economics Bulletin, AccessEcon*, 2019. Vol. 39(1). Pp. 186-191. URL: https://www.researchgate.net/publication/330501039_Bitcoin_competitor_or_complement_to_gold (дата звернення: 31.01.2024)
- Olvera-Juarez D., Huerta-Manzanilla E. Forecasting Bitcoin pricing with hybrid models: a review of the literature. *International Journal of Advanced Engineering Research and Science*, 2019. Vol.6(9). Pp.161-164. DOI:10.22161/ijaers.69.18
- Rebelo, Rui; Ramos, Patrícia; Santos, Nicolau. Performance of state space and ARIMA models for consumer retail sales forecasting. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2015 Vol. 34. Pp. 151-163. DOI: 10.1016/j.rcim.
- Siami-Namini S., Tavakoli N., Namin A. S. A comparison of ARIMA and LSTM in forecasting time series. *7th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*, 2018. Pp. 1394-1401. DOI 10.1109/ICMLA.2018.00227.
- Giot, P., Laurent S., Petitjean M. Trading activity, realized volatility and jumps. *Journal of Empirical Finance*, 2010. Vol.17(1). Pp.168-175. DOI:10.1016/j.jempfin.2009.07.001
- Zhang P.G. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, Vol.50, Pp.159-175. DOI:10.1016/S0925-2312(01)00702-0
- Xu W., Hui P., Zeng X., Zhou F., Tian X, Xiaoying P. A hybrid modelling method for time series forecasting based on a linear regression model and deep learning. *Appl Intell*, 2019. Vol.49, Pp.3002-3015. DOI:10.1007/s10489-019-01426-3
- Lai, Robert K.; Fan, Chin-Yuan; Huang, Wei-Hsiu; Chang, Pei-Chann. "Evolving and clustering fuzzy decision tree for financial time series data forecasting. *Expert Systems with Applications*, 2009. Vol. 36 (2), Part 2. Pp. 3761-3773. DOI:10.1016/j.eswa.2008.02.025
- Yan X. *Forecasting Cryptocurrency Prices*. URL: https://www.imperial.ac.uk/media/imperial-college/faculty-of-natural-sciences/department-of-mathematics/math-finance/Forecasting_cryptocurrency_prices.pdf (дата звернення: 31.01.2024)
- Ramadani K., Devianto D. The forecasting model of Bitcoin price with fuzzy time series Markov chain and chen logical method. *AIP Conference Proceedings*. 2020. Vol. 2296, 020095. P.1-11. DOI:10.1063/5.0032178.
- Derbentsev V. Forecasting Cryptocurrency Prices Using Ensembles-Based Machine Learning Approach. 2020 *IEEE International Conference on Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T)*. DOI:10.1109/PICST51311.2020.9468090
- Derbentsev V., Matviychuk A., Soloviev V.N. Forecasting of Cryptocurrency Prices Using Machine Learning. *Advanced Studies of Financial Technologies and Cryptocurrency Markets*, 2020. Pp. 211-231.
- Zhang Z., Zhou J., Mondalet S., Dai H-N. Forecasting cryptocurrency price using convolutional neural networks with weighted and attentive memory channels. *Expert Systems with Applications*, 2021. Vol. 183, 115378. Pp. DOI:10.1016/j.eswa.2021.115378
- Jay P., Kalariya V., Parmar P., Tanwar S. Stochastic neural networks for cryptocurrency price prediction. *IEEE Access*, 2020. Vol. 8. P. 82804-82818. DOI:10.1109/ACCESS.2020.2990659
- Sebastião, H.; Godinho, P. Forecasting and trading cryptocurrencies with machine learning under changing market conditions. *Financial*

- Innovation*, 2021. Vol. 7. Pp. 1–30. DOI:10.1186/s40854-020-00217-x
21. Akyildirim E., Goncu A., Sensoy A. *Prediction of Cryptocurrency Returns Using Machine Learning*. URL: <https://www.researchgate.net/publication/329322600>, 25.04.2023.
 22. Pintelas E., Stavroyiannis S., Livieris I., Kotsilieris T. Investigating the Problem of Cryptocurrency Price Prediction: A Deep Learning Approach. *Artificial Intelligence Applications and Innovations*. 2020. Publisher: Springer International Publishing. Pp.99-110. DOI:10.1007/978-3-030-49186-4_9.
 23. Jiang X. Bitcoin price prediction based on deep learning methods. *Journal of Mathematical Finance*, 2019. Vol.10. Pp. 132–139. DOI:10.4236/jmf.2020.101009
 24. Politis A., Doka K., Koziris N. Ether price prediction using advanced deep learning models. *Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Blockchain and Cryptocurrency (ICBC)*, 2021. Pp.1–3. DOI: 10.1109/ICBC51069.2021.9461061
 25. Livieris I. E., Kiriakidou N., Stavroyiannis S., Pintelas P. E. An advanced CNN-LSTM model for cryptocurrency forecasting. *Electronics*, 2021. Vol. 10, 287. Pp. DOI:10.3390/electronics10030287, 25.04.2023.
 26. Fawaz I. Deep learning for time series classification: a review. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2019. Vol. 33(4). Pp. 917–963. DOI:10.1007/s10618-019-00619-1.
 27. Saadah S., Whafa A. A. Monitoring Financial Stability Based on Prediction of Cryptocurrencies Price Using Intelligent Algorithm. *2020 International Conference on Data Science and its Applications (ICoDSA)*, 2020. Pp. 1–10. DOI:10.1109/ICoDSA50139.2020.9212968.
 28. Kang C.Y., Lee C.P., Lim K.M. Cryptocurrency Price Prediction with Convolutional Neural Network and Stacked Gated Recurrent Unit. *Data*. 2022. Vol. 7 (11), 149. Pp. DOI:10.3390/data7110149
 29. Tanwar S., Patel N., Patel S. N. Deep learning-based cryptocurrency price prediction scheme with inter-dependent relations. *IEEE Access*, 2021.Vol. 9. Pp. 138633–138646. DOI:10.1109/ACCESS.2021.3117848
 30. Gurgul V., Lessmann S., Härdle W. K. K. Forecasting Cryptocurrency Prices Using Deep Learning: Integrating Financial, Blockchain, and Text Data. *arXiv preprint arXiv:2311.14759*, 2023. Pp.1-35. DOI:10.48550/arXiv.2311.14759.

Надійшла (received) 22.02.2024

Відомості про авторів / About the Authors

Москаленко Валентина Володимирівна (Moskalenko Valentyna) – доктор технічних наук, професор, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», професор кафедри інформаційних систем та технологій, м. Харків, Україна; e-mail: valentinamosk17@gmail.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9994-5404>.

Фонта Наталія Григорівна (Fonta Nataliia) – кандидат технічних наук, доцент, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», доцент кафедри програмної інженерії та інтелектуальних систем управління, м. Харків, Україна; e-mail: natalia.fonta@dataart.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5593-1409>

Гавриленко Антон Владиславович (Havrylenko Anton) – магістр кафедри інформаційних систем та технологій, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», м. Харків, Україна; e-mail: anton.havrylenko@cs.khpi.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-4151-0191>

Безчастний Олексій Максимович (Bezchastnyi Oleksii) – магістр кафедри інформаційних систем та технологій, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», м. Харків, Україна; e-mail: oleksii.bezchastnyi@cs.khpi.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-1023-3750>