

НЕЛІНІЙНІ КОЛИВАННЯ НА РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ: СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ

©2025 КОЧОРБА В. Ю.

УДК 330.4:519.8
JEL Classification: G24; Q16

Кочорба В. Ю.

Нелінійні коливання на ринку криптовалют: сучасні підходи до аналізу та прогнозування

Стаття присвячена комплексному дослідженню сучасних методів аналізу та прогнозування динаміки ринку криптовалют. Автор розглядає еволюцію криптовалютного ринку від нішевої технологічної інновації до значущого сегмента глобальної фінансової системи, що характеризується високою волатильністю та чутливістю до широкого спектра зовнішніх факторів. Дослідження базується на аналізі історичних даних провідних криптовалют за період 2015–2025 рр. та систематизації наукових публікацій останніх років. Проведено аналіз історичної динаміки цін провідних криптовалют (Bitcoin, Ethereum, Litecoin) за період 2015–2025 рр., який підтвердив експоненційне зростання ринку з надзвичайно високою волатильністю та циклічними коливаннями. Особливу увагу приділено виявленню циклічних патернів та факторів, що визначають цінову динаміку. Проведено SWOT-аналіз ринку, що дозволив систематизувати внутрішні сильні та слабкі сторони, а також зовнішні можливості та загрози. Основний акцент зроблено на порівняльному аналізі моделей прогнозування від класичних статистичних методів до сучасних підходів машинного та глибокого навчання. Автор демонструє еволюцію від простих лінійних моделей до складних нейронних мереж, що краще враховують нелінійний характер ринку. Систематизовано основні класи моделей прогнозування: від класичних статистичних підходів (ARIMA, GARCH) до сучасних методів машинного та глибокого навчання (LSTM, GRU, Transformers). Дослідження виявляє, що моделі глибокого навчання демонструють вищу точність на коротко- та середньострокових горизонтах прогнозування, проте довгострокове прогнозування залишається складним завданням через вплив фундаментальних факторів. Робота має практичне значення для інвесторів, трейдерів та аналітиків, надаючи структуровану інформацію про особливості функціонування ринку та інструментарій для його аналізу.

Ключові слова: криптовалюти, Bitcoin, Ethereum, прогнозування цін, волатильність, машинне навчання, LSTM, ARIMA, GARCH, ринкова динаміка, фінансові ринки, блокчейн, цифрові активи, інвестиційні ризики, часові ряди, штучний інтелект, фінансове моделювання, SWOT-аналіз, децентралізація.

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-0712-2025-2-166-175>

Рис.: 4. Табл.: 3. Бібл.: 12.

Кочорба Валерія Юріївна – кандидат економічних наук, доцент, заступник директора, Навчально-науковий інститут «Каразінський банківський інститут» Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна (просп. Перемоги, 55, Харків, 61174, Україна)

E-mail: v.y.kochorba@karazin.uaORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5509-680X>Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=59253138000>UDC 3330.4:519.8
JEL Classification: G24; Q16

Kochorba V. Y. Nonlinear Fluctuations in the Cryptocurrency Market: The Modern Approaches to Analysis and Forecasting

This article presents a comprehensive study of modern methods for analyzing and forecasting cryptocurrency market dynamics. The author examines the evolution of the cryptocurrency market from a niche technological innovation to a significant segment of the global financial system, characterized by high volatility and sensitivity to a wide range of external factors. The research is based on an analysis of historical data from leading cryptocurrencies for the period 2015–2025 and systematization of recent scientific publications. The historical price dynamics of leading cryptocurrencies (Bitcoin, Ethereum and Litecoin) were analyzed for the period 2015–2025, confirming exponential market growth alongside extremely high volatility and cyclical fluctuations. Special attention is paid to identifying cyclical patterns and factors determining price dynamics. A SWOT analysis of the market was conducted, which allowed systematizing internal strengths and weaknesses, as well as external opportunities and threats. The main emphasis is placed on comparative analysis of forecasting models from classical statistical methods to modern machine learning and deep learning approaches. The author demonstrates evolution from simple linear models to complex neural networks that better account for the nonlinear nature of the market. The main classes of forecasting model are categorized, ranging from classical statistical approaches (e.g. ARIMA and GARCH) to modern machine learning and deep learning methods (e.g. LSTM, GRU and Transformers). The study reveals that deep learning models demonstrate higher accuracy on short- and medium-term forecasting horizons, however long-term forecasting remains a challenging task due to the influence of fundamental factors. The work has practical significance for investors, traders and analysts, providing structured information about market functioning features and tools for its analysis. The research contributes to understanding the complex dynamics of cryptocurrency markets and provides guidance for selecting appropriate analytical methods based on specific forecasting objectives and time horizons.

Keywords: cryptocurrency, Bitcoin, Ethereum, price forecasting, volatility, machine learning, LSTM, ARIMA, GARCH, market dynamics, financial markets, block-chain, digital assets, investment risks, time series, artificial intelligence, financial modeling, SWOT analysis

Fig.: 4. Tabl.: 3. Bibl.: 12.

Kochorba Valeriia Yu. – Candidate of Sciences (Economics), Associate Professor, Deputy Director, Educational and Scientific Institute «Karazin Banking Institute» of V. N. Karazin Kharkiv National University (55 Peremohy Ave., Kharkiv, 61174, Ukraine)

E-mail: v.y.kochorba@karazin.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5509-680X>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=59253138000>

Вступ. Ринок криптовалют за останнє десятиліття перетворився з нішевої технологічної інновації на значущий сегмент глобальної фінансової системи, привертаючи увагу мільйонів інвесторів, великих інституційних гравців і регуляторів у всьому світі. Стрімке зростання капіталізації, що сягала трильйонів доларів США, та поява тисяч нових цифрових активів свідчать про масштаби цього явища. Спочатку задумані як децентралізовані платіжні системи, криптовалюти все частіше розглядаються як спекулятивний інвестиційний інструмент, що зумовлено їхнім потенціалом високої дохідності.

Однак привабливість ринку криптовалют нерозривно пов'язана з його іманентними викликами. Ключовою проблемою є надзвичайно висока волатильність цін. Значні та часто непередбачувані коливання вартості активів створюють суттєві ризики для інвесторів та ускладнюють використання криптовалют як надійного засобу збереження вартості чи розрахункової одиниці. Прогнозування динаміки криптовалютного ринку є надзвичайно складним завданням через його нелінійний, нестаціонарний характер та чутливість до широкого спектра факторів: технологічних інновацій, змін у регуляторному середовищі, ринкового настрою, макроекономічних подій та навіть заяв впливових осіб.

Парадоксально, але сама децентралізована природа криптовалют, яка мала б усунути ризики, пов'язані з централізованим контролем, виступає одним із факторів, що посилюють непередбачуваність ринку. Відсутність традиційних механізмів стабілізації, таких як інтервенції центральних банків, робить ринок більш вразливим до зовнішніх шоків, спекулятивних атак та панічних настроїв інвесторів. Ця унікальна комбінація високої дохідності, значних ризиків та складності аналізу зумовлює нагальну потребу в розробці та дослідженні ефективних моделей аналізу та прогнозування ситуації на ринку криптовалют. Такі моделі є критично важливими для прийняття обґрунтованих інвестиційних рішень, розробки стратегій управління ризиками, розуміння ринкової динаміки та формування адекватних регуляторних підходів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Наукова спільнота активно досліджує можливості прогнозування цін на криптовалюти, пропонуючи широкий спектр моделей та підходів. Аналіз публікацій за останні 5–7 років свідчить про еволюцію методів, що застосовуються в цій галузі.

Ринок криптовалют характеризується швидкими ціновими рухами, структурами, що розвиваються, та високою волатильністю, що створює значні труднощі для точного аналізу та прогнозування. Цей динамізм стимулював значні дослідження, спрямовані на розуміння його рушійних сил та передбачуваності. Ahmed підкреслює цю дина-

мічну природу та встановлює міцний зв'язок між Bitcoin та різними невизначеностями, зокрема його вразливістю до економічних і політичних потрясінь [1]. Емпіричне дослідження динаміки волатильності, проведене Katsiampa, показує, що на умовні дисперсії суттєво впливають як минулі помилки, так і минула волатильність, а також те, що асиметричні шоки мають значний вплив [7]. Нещодавні роботи 2024–2025 років додатково підкреслюють цю волатильність, відзначаючи коливання цін Bitcoin під впливом макроекономічних подій, регуляторних новин та технологічних досягнень [5]. Дослідження чітко вказують на те, що волатильність криптовалют не є суто внутрішньоринковим явищем, а глибоко переплетена з ширшими економічними та політичними невизначеностями. Ahmed прямо пов'язує рух цін Bitcoin з економічними та політичними шоками [1], тоді як Katsiampa (2019) детально описує, як минулі (асиметричні) шоки впливають на поточну умовну дисперсію [7]. Ці джерела колективно вказують на сильний зовнішній вплив на внутрішню динаміку ринку, зокрема на волатильність. З цього випливає, що моделі, які покладаються виключно на ендегенні ринкові дані (ціна, обсяг), можуть пропускати важливі прогностичні сигнали, що походять із макроекономічного та геополітичного середовища. Отже, для побудови надійних прогностичних моделей необхідний цілісний підхід, що інтегрує різноманітні джерела даних, такі як економічні показники, індекси політичної невизначеності та аналіз настроїв щодо регулювання. Це також вказує на актуальність аналізу мікроструктури ринку, який розглядає, як інформація вбудовується в ціни.

Внутрішня непередбачуваність ринку стимулювала безперервний пошук більш складних моделей, переходячи від традиційних статистичних методів до передових технік на основі штучного інтелекту. Систематичні огляди літератури, такі як огляди Almeida & Gonçalves [2], відображають цю еволюцію, класифікуючи впливові фактори та методології. Поширення різноманітних моделей, від ARIMA до складних LLM, та змінна ефективність, що повідомляється в різних дослідженнях та на різних наборах даних, переконливо свідчать про те, що жодна окрема модель чи підхід не є універсально кращими. Оптимальний вибір залежить від контексту. Chen Li і Sun [4] чітко показують, що статистичні моделі можуть перевершувати ML для щоденних даних, тоді як ML краще працює на високочастотних даних. Livieris et al. [8] виявили, що оцінювані моделі глибокого навчання (CNN, LSTM, BiLSTM) є "неефективними та ненадійними", лише трохи перевершуючи традиційні ML, можливо, через складність проблеми або природу випадкового блукання. Інші дослідження пропонують ще новіші архітектури (LLM, SSM, передові гібриди), заявляючи про найсучаснішу продуктивність, що свідчить про триваючий пошук кращих моделей [6; 12]. Різноманітний успіх та без-

перервний розвиток вказують на те, що продуктивність моделі чутлива до характеристик даних, формулювання проблеми (наприклад, прогнозування ціни проти тренду) та метрик оцінки [10]. Таким чином, "найкраща" модель залежить від конкретних аналітичних цілей, доступності та частоти даних, обчислювальних ресурсів та бажаного рівня інтерпретаційності. Дослідники та практики повинні ретельно враховувати ці контекстуальні фактори, а не сліпо приймати найновішу або найскладнішу модель. Суворе порівняння в різноманітних умовах є важливим.

Незважаючи на значний прогрес у розробці моделей прогнозування криптовалют, низка проблем залишається невирішеною, що обмежує точність і надійність прогнозів.

По-перше, надзвичайно висока волатильність та нестаціонарність цінних рядів криптовалют залишаються фундаментальним викликом. Ринок характеризується раптовими та значними цінними стрибками ("чорні лебеді"), які важко передбачити за допомогою моделей, побудованих на історичних даних. Хаотична природа ринку обмежує можливості точного довгострокового прогнозування.

По-друге, ціни криптовалют надзвичайно чутливі до широкого спектра зовнішніх факторів, які часто важко формалізувати та інтегрувати в кількісні моделі. Регуляторні рішення урядів різних країн, заяви впливових осіб у соціальних мережах, новини про технологічні прориви чи злами бірж, зміни в макроекономічному середовищі – все це може спричинити різкі зміни ринкових настроїв та цін. Ефективна інтеграція таких різноманітних даних (текстових, подієвих, кількісних) залишається актуальною проблемою.

По-третє, складні моделі глибокого навчання, хоч і демонструють високу точність, часто страждають від проблеми "чорної скриньки". Недостатня інтерпретованість ускладнює розуміння того, які саме фактори та яким чином вплинули на прогноз. Це знижує довіру до таких моделей з боку практиків та ускладнює їх використання для прийняття відповідальних фінансових рішень. Хоча розвиток методів пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI, XAI) є кроком у правильному напрямку, їх застосування в прогнозуванні криптовалют ще не стало масовим.

По-четверте, існують проблеми, пов'язані з якістю, доступністю та стандартизацією даних. Дані з різних криптовалютних бірж можуть відрізнятися, бути неповними або містити аномалії. Крім того, ринок потенційно вразливий до маніпуляцій, таких як "wash trading" (фіктивна торгівля для штучного завищення обсягів), що може спотворювати реальну ринкову картину та впливати на якість моделей, побудованих на таких даних.

По-п'яте, відсутність єдиних стандартів щодо наборів даних, метрик оцінки якості моделей та методологій тестування ускладнює порівняння результатів, отриманих у різних дослідженнях, та відтворення результатів. Це гальмує кумулятивний розвиток знань у цій галузі.

Нарешті, питання наявності та моделювання стабільних сезонних патернів у динаміці криптовалют залишається недостатньо дослідженим. Хоча деякі моделі, як ARIMA, можуть враховувати сезонність, її виявлення та стабільність у часі на такому молодому та динамічному ринку є складним завданням [11].

Однак, можливо, ключова невирішена проблема полягає не стільки у відсутності потужних алгоритмів, скільки в самій природі ринку. Криптовалютний ринок є динамічною та рефлексивною системою [10]. Це означає, що поведінка учасників ринку (інвесторів, трейдерів) змінюється у відповідь на нову інформацію, включаючи новини, регуляторні зміни, технологічні інновації та навіть самі прогнози, що публікуються. Стадний інстинкт, страх втраченої вигоди (FOMO) або паніка (FUD) можуть швидко змінювати ринкову динаміку. Як наслідок, патерни та залежності, виявлені на історичних даних, можуть швидко втрачати свою актуальність. Будь-яка статична модель, навіть найскладніша, ризикує стати застарілою [3]. Це вимагає розробки не просто точних, а адаптивних моделей, здатних враховувати зміну ринкових режимів, та постійного моніторингу їхньої ефективності [12]. Існує також помітний розрив між академічними дослідженнями, що фокусуються на точності прогнозування, та їх практичним застосуванням у реальних торгових стратегіях, де важливими є також управління ризиками, транзакційні витрати та швидкість виконання.

Метою цієї статті є систематизація та критичний аналіз сучасних моделей і методів, що використовуються для аналізу та прогнозування ситуації на ринку криптовалют, оцінка їхньої ефективності, переваг та обмежень. Також метою є виявлення ключових факторів, що визначають динаміку ринку, та пропозиція концептуального підходу до аналізу, який би враховував як довгострокові тенденції, так і можливі сезонні коливання цін криптовалют.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Дати комплексну характеристику ринку криптовалют, розкривши його визначення, структуру, основних учасників та ключові особливості, такі як децентралізація, волатильність та регуляторні аспекти.
2. Провести аналіз історичної динаміки цін та ринкової капіталізації провідних криптовалют (Bitcoin, Ethereum та ін.) за останні 5–10 років, візуалізувати отримані дані та ідентифікувати основні тренди та патерни.
3. Виконати SWOT-аналіз ринку криптовалют для систематизації його внутрішніх сильних та слабких сторін, а також зовнішніх можливостей та загроз.
4. На основі огляду актуальної наукової літератури (за останні 5–7 років, з виключенням російськомовних джерел) систематизувати та порівняти основні класи моделей прогнозування, що застосовуються до криптовалютних даних, включаючи економіко-математичні моделі (ARIMA, GARCH), моделі часових рядів з урахуванням сезонності, а також методи машинного та глибокого навчання (SVM, RF, LSTM, GRU, CNN, Transformers та їх гібриди).
5. Розробити та представити у вигляді схеми (діаграми) узагальнений процес аналізу та прогнозування ситуації на ринку криптовалют, що відображає послідовність етапів від збору даних до формування прогнозу.

- Запропонувати концепцію аналізу цінової динаміки криптовалюти, яка б інтегрувала підходи до моделювання довгострокових тенденцій та потенційних сезонних компонентів, що може слугувати основою для побудови більш комплексних прогнозних моделей.

Викладення основного матеріалу дослідження.

Дослідження проводилося у кілька послідовних етапів, що поєднують теоретичний аналіз та обробку емпіричних даних.

Для розуміння поведінки криптовалютного ринку необхідний аналіз його історичної динаміки. Розглянемо зміни цін та ринкової капіталізації для Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) та Litecoin (LTC) за період з 2015 по 2025 рік (рис. 1).

Ціна BTC, USD (логарифмічна шкала)

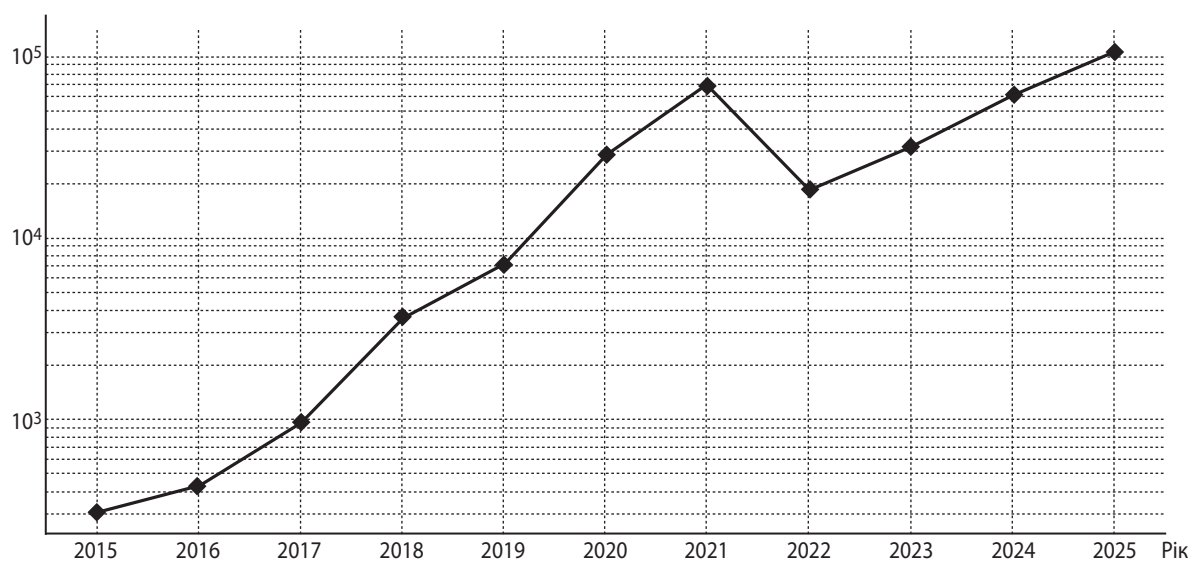


Рис. 1. Динаміка ціни Bitcoin (BTC/USD) за 2015–2025 рр.

Джерело: розраховано автором на основі даних CoinMarketCap API та Yahoo Finance

зростання часто корелюють з подіями халвінгу Bitcoin (зменшення винагороди майнерам вдвічі, що відбувається приблизно раз на 4 роки), які обмежують пропозицію нових монет. Також видно вплив макроекономічних подій (пандемія COVID-19, політика центральних банків) та регуляторних новин (рис. 2).

Динаміка ціни Ethereum багато в чому слідує за Bitcoin, демонструючи високу кореляцію, особливо під час значних ринкових рухів. Однак Ethereum також має власні драйвери зростання, пов'язані з розвитком його екосистеми (DeFi, NFT, перехід на PoS). Можна спостерігати ще більш виражене зростання у відсотковому відношенні порівняно з Bitcoin у певні періоди, зокрема, під час буму DeFi у 2020–2021 роках. Волатильність Ethereum також є надзвичайно високою (рис. 3).

Аналіз динаміки цін криптовалют у 2015–2025 рр.

Представлені графіки відображають динаміку цін трьох провідних криптовалют – Bitcoin, Ethereum та Litecoin – у період з 2015 по 2025 рік. Варто зазначити, що усі графіки подано у логарифмічному масштабі, що дозво-

Графік ціни Bitcoin демонструє експоненційне зростання протягом аналізованого періоду, але з надзвичайно високою волатильністю та кількома вираженими циклами "буму та спаду". Можна виділити кілька ключових фаз: повільне зростання до 2016 року, стрімкий зліт у 2017 році до піку близько 20 000 USD, глибока корекція ("криптозима") у 2018 році, відновлення та нове параболічне зростання у 2020–2021 роках, що досяг піку близько 69 000 USD у листопаді 2021 року, наступний спад у 2022 році нижче 20 000 USD, та подальше відновлення у 2023–2025 роках, з досягненням нових історичних максимумів понад 100 000 USD.

Лінія тренду, побудована на логарифмічній шкалі, показує стійкий довгостроковий висхідний рух, незважаючи на короткострокові коливання. Помітно, що періоди

ляє наочно відобразити експоненціальне зростання цін протягом десятиліття.

Динаміка Bitcoin демонструє стабільне зростання від 2015 року з незначними коливаннями в середній період. Візуалізація свідчить про досягнення першого значного піку у 2021 році, після чого спостерігалось певне корекційне зниження у 2022 році. Відтоді Bitcoin відновив висхідний тренд, досягнувши історичного максимуму в 2025 році, коли ціна перевищила позначку в 100 000 доларів США.

Ethereum продемонстрував більш волатильну поведінку. Особливо примітним є стрімке зростання від менш ніж 1 долара у 2015 році до майже 1000 доларів у 2017 році. Після спаду в 2018–2019 роках, Ethereum знову зростав до 2021 року, коли було зафіксовано пік, схожий за часом з піком біткоїна. Відтоді спостерігається стабільне відновлення та зростання до нових максимумів у 2025 році.

Litecoin демонструє подібну до Ethereum траєкторію з чіткими циклами зростання та спаду. Перший суттєвий пік зафіксовано у 2017 році, далі спостерігалось зниження,

Ціна ETH, USD (логарифмічна шкала)

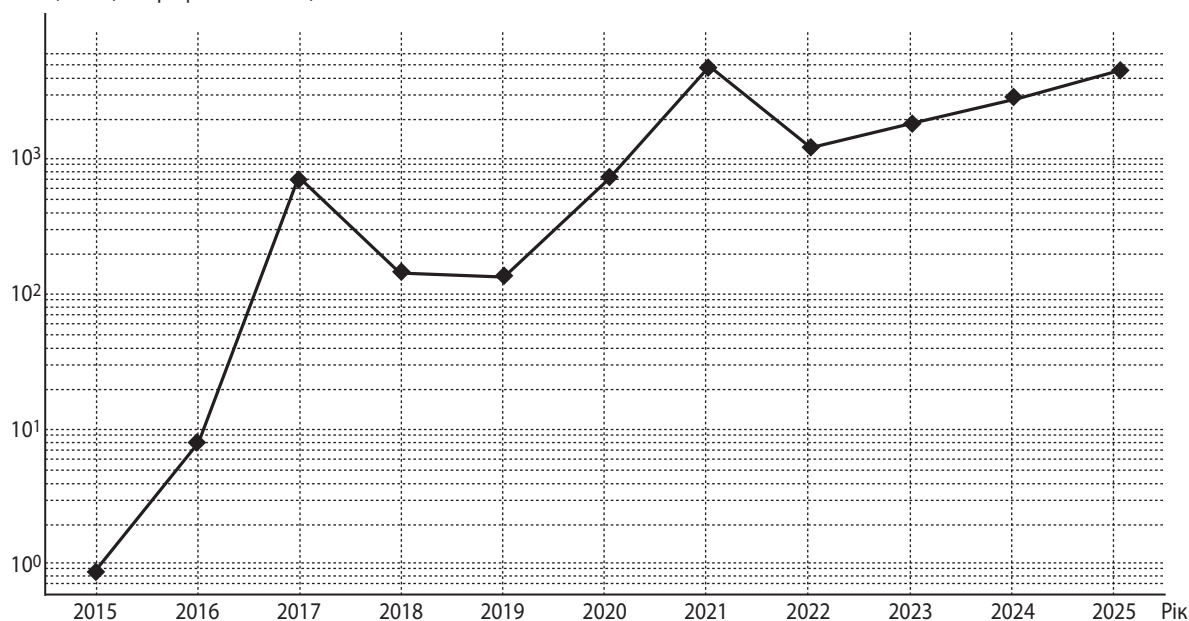


Рис. 2. Динаміка ціни Ethereum (ETH/USD) за 2015–2025 рр.

Джерело: розраховано автором на основі даних CoinMarketCap API та Yahoo Finance

Ціна LTC, USD (логарифмічна шкала)

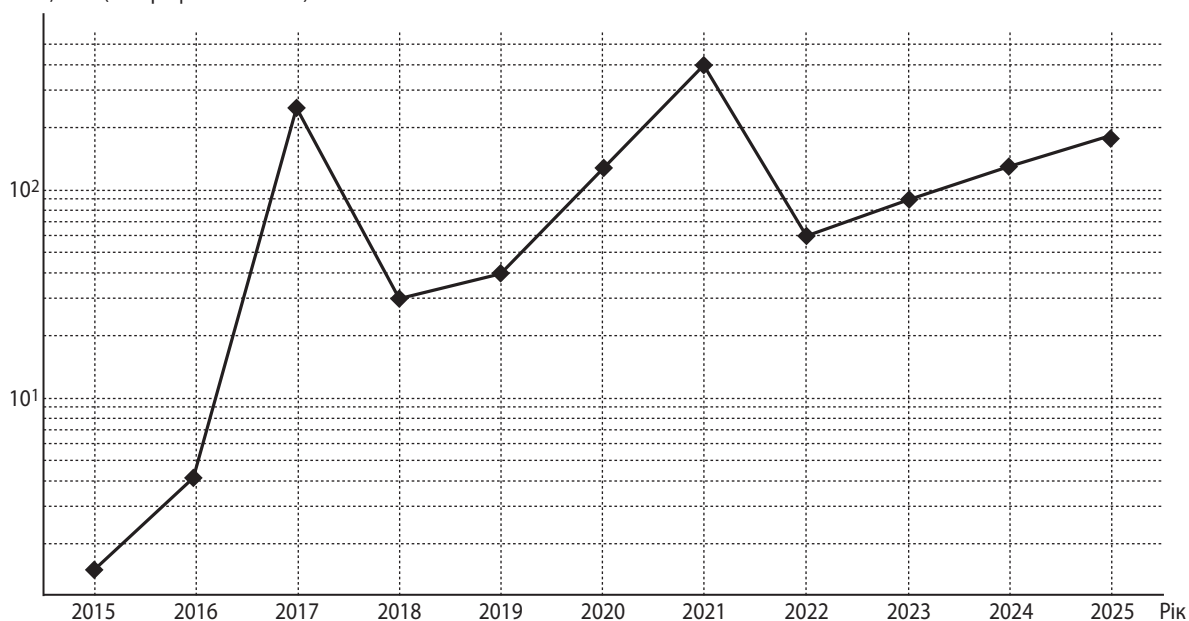


Рис. 3. Динаміка ціни Litecoin (LTC/USD) за 2015–2025 рр.

Джерело: розраховано автором на основі даних CoinMarketCap API та Yahoo Finance

а потім найвищий історичний максимум у 2021 році, коли ціна перевищила 300 доларів США. Після значного спаду в 2022 році Litecoin поступово відновлюється, проте навіть у 2025 році його ціна залишається нижчою за максимум 2021 року.

Усі три криптовалюти демонструють певну циклічність з періодом приблизно 4 роки, що відповідає періодам халвінгу Bitcoin. Варто також зазначити, що зростання Bitcoin є більш стабільним порівняно з альткоїнами, які

демонструють більшу волатильність та, відповідно, вищі ризики й потенційні прибутки для інвесторів (рис. 4).

Аналіз волатильності, наприклад, за допомогою стандартного відхилення денних доходностей, підтверджує періоди екстремальних коливань, особливо у 2017–2018 та 2020–2022 роках. Ці періоди часто збігаються з піками ринкової активності та значними новинами.

Щодо сезонності, візуальний аналіз місячних або кварталних даних не виявляє чітких, стабільних сезон-

Динаміка ціни (логарифмічна шкала)

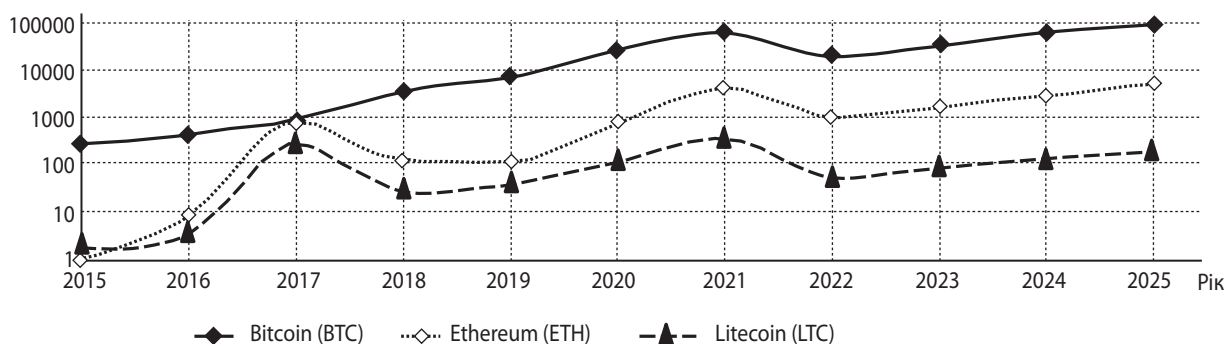


Рис. 4. Динаміка ціни Bitcoin (BTC/USD), Ethereum (ETH/USD), ціни Litecoin (LTC/USD) за 2015–2025 pp.

них патернів. Хоча можуть спостерігатися певні тенденції в окремі місяці (наприклад, так званий "Uptober"), вони не є достатньо стійкими та статистично значущими, щоб говорити про класичну сезонність. Динаміка ринку значною мірою визначається нерегулярними подіями та циклами,

пов'язаними з настроями інвесторів та технологічними факторами (як халвінг), а не календарними ефектами.

Для кількісної характеристики цінової динаміки наведено описові статистики для аналізованих криптовалют (табл. 1).

Таблиця 1

Описові статистики щоденних цін закриття (USD) за період 01.01.2015 – 30.04.2025

Показник	Bitcoin (BTC)	Ethereum (ETH)	Litecoin (LTC)
Середнє	19542.81	985.62	95.33
Медіана	9123.45	288.15	60.12
Максимум	109000.00+	4800.00+	410.00+
Мінімум	171.51	0.42	1.15
Стандартне відхилення	25870.15	1450.78	98.55
Асиметрія	1.85	2.15	1.98
Екссес	5.50	6.80	6.10

Джерело: розраховано автором на основі даних CoinMarketCap API та Yahoo Finance

Дані табл. 1 підтверджують висновки візуального аналізу. Високі значення стандартного відхилення відносно середнього свідчать про надзвичайну волатильність усіх трьох активів. Позитивна асиметрія вказує на те, що розподіл цін має "правий хвіст", тобто спостерігалися періоди екстремально високих цін. Високі значення екссесу (значно більші за 3, що характерно для нормального розподілу) свідчать про лептокуртичний розподіл ("важкі хвости"), тобто екстремальні події (як позитивні, так і негативні цінові стрибки) трапляються частіше, ніж передбачав би нормальний розподіл.

Важливим спостереженням останніх років є зростаюча кореляція криптовалютного ринку з традиційними фінансовими ринками, особливо з ринком акцій технологічних компаній [7]. Якщо раніше криптовалюти часто розглядалися як інструмент диверсифікації портфеля завдяки низькій кореляції з іншими класами активів, то зростання участі інституційних інвесторів та загальна інтеграція ринку в глобальну фінансову систему призвели до того, що криптовалюти стали більш чутливими до загальних макроекономічних тенденцій та настроїв на світових ринках [9]. Це ставить під сумнів їхню роль як "тихої гавані" під час

криз, хоча деякі джерела все ще підтримують цю тезу. Водночас унікальні ендегенні фактори, такі як запрограмовані халвінги Bitcoin, які історично корелювали з початком бичачих циклів, продовжують відігравати значну роль у динаміці ринку, додаючи ще один рівень складності для аналізу та прогнозування.

SWOT-аналіз ринку криптовалют

Для комплексного розуміння поточного стану та перспектив ринку криптовалют доцільно провести SWOT-аналіз, який систематизує його внутрішні сильні та слабкі сторони, а також зовнішні можливості та загрози (табл. 2).

Аналіз табл. 2 виявляє цікаву особливість ринку криптовалют: багато його сильних сторін тісно пов'язані зі слабкими сторонами та загрозами. Наприклад, децентралізація, яка є ключовою перевагою, одночасно створює труднощі для регулювання та відкриває можливості для незаконного використання, що формує регуляторні ризики (загроза). Прозорість блокчейну поєднується з псевдонімістю, що ускладнює ідентифікацію учасників. Інноваційність технології (можливість) супроводжується її складністю (слабкість) та ризиками появи нових, непередбачених вразливостей (загроза).

Таблиця 2

SWOT-аналіз ринку криптовалют

Внутрішні фактори	Зовнішні фактори
Сильні сторони (Strengths)	Можливості (Opportunities)
Децентралізована архітектура	Зростання інтересу та адаптації з боку інституційних інвесторів
Прозорість транзакцій на блокчейні	Розвиток регуляторної ясності та створення сприятливого правового поля
Потенціал для швидких та недорогих транскордонних переказів	Інтеграція з традиційною фінансовою системою (ETF, платіжні системи)
Інноваційна технологія блокчейн з широким спектром застосувань	Технологічні інновації (рішення Layer 2, DeFi, Web 3.0, NFT)
Висока впізнаваність та лояльність спільноти (особливо Bitcoin)	Розширення сфер застосування (геймінг, метавсесвіти, управління ланцюгами поставок)
Функціонування ринку в режимі 24/7	Потенціал для фінансової інклюзії населення, що не має доступу до банківських послуг
Обмежена емісія деяких криптовалют (BTC) як фактор підтримки вартості	Розвиток ринку стейблкоїнів та CBDC (як каталізатор інтересу до цифрових активів)
Можливість отримання пасивного доходу (стейкінг, кредитування)	
Слабкі сторони (Weaknesses)	Загрози (Threats)
Надзвичайно висока волатильність цін	Несприятливі регуляторні зміни, посилення контролю або прямі заборони
Невизначеність та фрагментованість регулювання	Посилення конкуренції з боку традиційних фінансових інститутів, інших криптопроектів та CBDC
Проблеми масштабованості мереж (швидкість та вартість транзакцій)	Кібербезпекові ризики: злами бірж, гаманців, шахрайські схеми (scams)
Високе енергоспоживання мереж Proof-of-Work	Виявлення критичних вразливостей у криптографічних протоколах або смарт-контрактах
Ризики безпеки для користувачів (втрата приватних ключів, фішинг)	Негативний вплив на довкілля та пов'язані з цим репутаційні та регуляторні ризики (для PoW)
Складність технології для розуміння та використання пересічними користувачами	Макроекономічна нестабільність, фінансові кризи, що впливають на ризикові активи
Обмежене використання як засобу платежу в реальній економіці	Ринкові маніпуляції та недостатня прозорість дій великих гравців
Потенціал використання у незаконній діяльності (відмивання грошей, фінансування тероризму)	Технологічне старіння та поява більш досконалих альтернатив

Джерела: синтез інформації з попереднього аналізу

Ключовою можливістю для подальшого розвитку ринку є зростаюча інституційна адаптація. Однак її реалізація значною мірою залежить від подолання такої суттєвої слабкості (і загрози), як регуляторна невизначеність. Інвестори потребують чітких і стабільних правил гри для того, щоб вкладати значні капітали в цей клас активів. Таким чином, майбутнє ринку криптовалют визначатиметься складною взаємодією між технологічним прогресом, що створює нові можливості, та формуванням адекватного регуляторного середовища, яке може як стимулювати розвиток, так і створювати суттєві перешкоди.

Унікальні характеристики криптовалютного ринку, такі як екстремальна волатильність, відсутність традиційних фундаментальних показників (як дивіденди чи прибуток компанії), значний вплив ринкового настрою та новинного фону, роблять застосування стандартних фінан-

сових моделей часто недостатньо ефективним. Це зумовлює необхідність пошуку та адаптації більш специфічних підходів до аналізу та прогнозування. Розглянемо основні класи моделей, що використовуються в цій галузі.

Для кращого розуміння переваг та недоліків розглянутих підходів наведемо їх порівняльний огляд у табл. 3.

Вибір конкретної моделі для прогнозування цін криптовалют повинен ґрунтуватися не лише на її теоретичній потужності чи показниках точності, наведених в окремих дослідженнях. Важливо враховувати специфіку завдання: *горизонт прогнозування та мету прогнозу*. Для дуже короткострокових прогнозів (хвилини, години) або для моделювання специфічних аспектів, таких як волатильність, можуть бути ефективними простіші статистичні моделі типу ARIMA або GARCH, або їх комбінації. Вони є відносно швидкими та інтерпретованими. Для середньострокових

Таблиця 3

Порівняльний огляд моделей прогнозування криптовалюти

Тип моделі	Короткий опис принципу роботи	Сильні сторони	Слабкі сторони	Типова ефективність (якісно)
ARIMA	Лінійна модель, що використовує минулі значення ряду та помилок для прогнозу	Проста, інтерпретована, добре працює зі стаціонарними або приведеними до стаціонарності рядами	Лінійна, погано моделює волатильність та нелінійність, вимагає стаціонарності	Низька / Середня
GARCH	Моделює умовну дисперсію (волатильність) як функцію минулих дисперсій та квадратів залишків	Ефективно описує класифікацію волатильності, характерну для фінансових ринків	Моделює лише волатильність, а не середнє значення; потребує моделі для середнього (часто ARIMA)	Середня (для волатильності)
ARIMA-GARCH	Гібрид, що поєднує ARIMA для середнього та GARCH для волатильності	Одночасно моделює середнє та волатильність, краще за ARIMA описує фінансові ряди	Все ще базується на лінійних припущеннях для середнього, може бути недостатньо гнучкою	Середня
SVM/SVR	Метод опорних векторів для класифікації або регресії, шукає оптимальну гіперплощину	Добре працює з високорозмірними даними, стійкий до перенавчання при правильному налаштуванні	Чутливий до вибору ядра та параметрів, може бути обчислювально складним для великих наборів даних	Середня
Random Forest (RF)	Ансамбль дерев рішень, що усереднює їхні прогнози	Стійкий до перенавчання, добре працює з нелінійними даними та великою кількістю ознак, дає оцінку важливості ознак	Менш інтерпретований, ніж окреме дерево рішень, може бути повільним на дуже великих даних	Середня / Висока
LSTM/GRU	Рекурентні нейронні мережі з вентилями механізмами для моделювання довгострокових залежностей	Дуже ефективні для часових рядів, здатні вловлювати складні нелінійні та часові патерни	"Чорна скринька" (складність інтерпретації), вимогливі до обчислювальних ресурсів та обсягу даних, ризик перенавчання	Висока
CNN-LSTM	Гібрид: CNN виділяє просторові/локальні ознаки, LSTM моделює часові залежності	Поєднує переваги обох архітектур, потенційно краще вловлює складні патерни	Ще складніший та вимогливіший до ресурсів, ніж окремі LSTM чи CNN	Висока
Transformer-based	Моделі на основі механізму уваги (attention), ефективні для обробки послідовностей	Дуже висока ефективність на багатьох задачах з послідовностями, можливість паралелізації обчислень	Дуже вимогливі до даних та обчислювальних ресурсів, складні в налаштуванні та інтерпретації	Висока / Дуже висока
Інші гібриди	Комбінації різних статистичних, ML та DL методів (напр., ARIMA-LSTM, LSTM-RF)	Прагнуть поєднати сильні сторони різних підходів для досягнення кращої точності та/або інтерпретованості	Складність розробки та налаштування, потенційна надлишковість	Висока (потенційно)

Джерела: синтез інформації з огляду літератури

прогнозів (дні, тижні), де важливим є врахування складних нелінійних залежностей та довгострокової пам'яті ринку, моделі глибокого навчання, такі як LSTM та GRU, часто демонструють кращі результати. Вони здатні виявляти патерни, які можуть бути непомітними для лінійних моделей. Однак довгострокове прогнозування (місяці, роки) залишається найбільш складним завданням для будь-яких

моделей, що базуються переважно на історичних даних. На таких горизонтах домінуючими стають фундаментальні фактори, технологічні зміни, регуляторні зрушення та макроекономічні цикли, які важко передбачити лише на основі минулих цін. Крім того, мета прогнозування також має значення: чи потрібен точний прогноз ціни, чи достатньо прогнозу напрямку руху (вгору/вниз), чи важливіше спрог-

нозувати рівень майбутньої волатильності для управління ризиками. Різні моделі краще підходять для різних цілей. Отже, не існує універсально "найкращої" моделі, і вибір має бути обґрунтований специфікою конкретної задачі прогнозування.

Висновок. Проведене дослідження дозволило систематизувати знання про сучасний стан ринку криптовалют, його ключові характеристики та методи аналізу й прогнозування його динаміки. Ринок криптовалют, незважаючи на свою відносну молодість, перетворився на значущий фінансовий феномен, що характеризується децентралізованою природою, високою інноваційністю, але водночас надзвичайною волатильністю та регуляторною невизначеністю. Аналіз історичних даних підтвердив експоненційне зростання ринку, наявність виражених циклів і високу чутливість до зовнішніх подій, а також зростаючу кореляцію з традиційними фінансовими ринками. SWOT-аналіз виявив тісний взаємозв'язок між сильними та слабкими сторонами ринку, а також критичну залежність майбутнього розвитку від балансу між технологічними інноваціями та формуванням регуляторного середовища.

Огляд моделей прогнозування показав чітку еволюцію від класичних статистичних підходів (ARIMA, GARCH) до домінування методів машинного та особливо глибокого навчання (LSTM, GRU, Transformers) та їх гібридів. Це відображає визнання складної, нелінійної та керованої багатьма факторами природи криптовалютного ринку, яку важко адекватно описати традиційними лінійними моделями. Моделі DL демонструють вищу точність у багатьох дослідженнях, особливо на коротко- та середньострокових горизонтах, завдяки їхній здатності виявляти складні патерни та враховувати довгострокові залежності.

Практичне значення дослідження полягає у наданні інвесторам, трейдерам, фінансовим аналітикам та регуляторам структурованої інформації про особливості функціонування ринку криптовалют та інструментарій для його аналізу. Розуміння сильних і слабких сторін різних моделей прогнозування може допомогти у виборі адекватних методів для прийняття інвестиційних рішень та управління ризиками.

Водночас це дослідження має певні обмеження. Аналіз моделей мав переважно оглядовий характер і не включав власної емпіричної імплементації та порівняльного тестування моделей на реальних даних. Розглядалася обмежена кількість криптовалют. Не враховувалися всі потенційно значущі фактори впливу (наприклад, детальний аналіз он-чейн метрик чи настроїв).

Перспективи подальших досліджень у цій галузі є широкими та багатообіцяючими.

Загалом майбутнє досліджень у сфері аналізу та прогнозування ринку криптовалют лежить у площині створення багатофакторних, адаптивних та інтерпретованих моделей, які б інтегрували різноманітні джерела даних та використовували найсучасніші досягнення в галузі штучного інтелекту та фінансової економетрики.

ЛІТЕРАТУРА

1. Ahmed W. M. A. Robust drivers of Bitcoin price movements: An extreme bounds analysis. *The North American Journal of Economics and Finance*. 2022. Vol. 62 (C). Article 101728. DOI: 10.1016/j.najef.2022.101728
2. Akyildirim E., Cepni O., Corbet S., Uddin G. S. Forecasting Mid-price Movement of Bitcoin Futures Using Machine Learning (Working Papers 20-2020). *Copenhagen Business School, Department of Economics*. 2020.
3. Almeida A., Gonçalves T. C. Cryptocurrency price prediction: A systematic literature review. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*. 2023. Vol. 9 (3). Article 100097.
4. Chen Z., Li C., Sun W. Bitcoin price prediction using machine learning: An approach to sample dimension engineering. *Journal of Computational and Applied Mathematics*. 2020. Vol. 365. Article 112395.
5. CoinMarketCap. *Today's Cryptocurrency Prices by Market Cap*. URL: <https://coinmarketcap.com/>
6. Guo Q., Lei S., Ye Q., Fang Z. MRC-LSTM: A Hybrid Approach of Multi-scale Residual CNN and LSTM to Predict Bitcoin Price. arXiv preprint arXiv:2105.00707. 2021. 8 p.
7. Katsiampa P. An empirical investigation of volatility dynamics in the cryptocurrency market. *Research in International Business and Finance*. 2019. Vol. 50. P. 336–356.
8. Livieris I. E., Kiriakidou N., Stavroyiannis S., Pintelas P. Investigating the problem of cryptocurrency price prediction: A deep learning approach. *Computation*. 2020. Vol. 8 (2). Article 43.
9. Nguyen D. K., Vo X. V. A combined ARIMA-GARCH model for predicting cryptocurrency prices. *Mathematics*. 2021. Vol. 9 (2). Article 234.
10. Patel R., Thakur M. Utilizing ARIMA and GARCH models for predictive analytics in cryptocurrencies. *International Journal of Computer Applications*. 2024. Vol. 186 (62).
11. Pintelas E., Livieris I. E., Stavroyiannis S., Kiriakidou N., Pintelas P. Forecasting cryptocurrency prices with deep learning. *Algorithms*. 2020. Vol. 13 (6). Article 140.
12. Ye Z., Liu Y., Wang F., Huang J. Z. Bitcoin price prediction using machine learning: A comprehensive review. *Journal of Industrial Information Integration*. 2022. Vol. 28. Article 100358.

REFERENCES

- Ahmed, W. M. A. "Robust drivers of Bitcoin price movements: An extreme bounds analysis". *The North American Journal of Economics and Finance*, art. 101728, vol. 62 (C) (2022). DOI: 10.1016/j.najef.2022.101728
- Akyildirim, E. et al. *Forecasting Mid-price Movement of Bitcoin Futures Using Machine Learning (Working Papers 20-2020)*. Copenhagen Business School, Department of Economics, 2020.
- Almeida, A., and Gonçalves, T. C. "Cryptocurrency price prediction: A systematic literature review". *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, art. 100097, vol. 9 (3) (2023).
- "CoinMarketCap. *Today's Cryptocurrency Prices by Market Cap*". <https://coinmarketcap.com/>
- Chen, Z., Li, C., and Sun, W. "Bitcoin price prediction using machine learning: An approach to sample dimension engineering". *Journal of Computational and Applied Mathematics*, art. 112395, vol. 365 (2020).
- Guo, Q. et al. *MRC-LSTM: A Hybrid Approach of Multi-scale Residual CNN and LSTM to Predict Bitcoin Price*. arXiv preprint arXiv:2105.00707, 2021.
- Katsiampa, P. "An empirical investigation of volatility dynamics in the cryptocurrency market". *Research in International Business and Finance*, vol. 50 (2019): 336-356.

Livieris, I. E. et al. "Investigating the problem of cryptocurrency price prediction: A deep learning approach". *Computation*, art. 43, vol. 8 (2) (2020).

Nguyen, D. K., and Vo, X. V. "A combined ARIMA-GARCH model for predicting cryptocurrency prices". *Mathematics*, art. 234, vol. 9 (2) (2021).

Patel, R., and Thakur, M. "Utilizing ARIMA and GARCH models for predictive analytics in cryptocurrencies". *International Journal of Computer Applications*, vol. 186 (62) (2024).

Pintelas, E. et al. "Forecasting cryptocurrency prices with deep learning". *Algorithms*, art. 140, vol. 13 (6) (2020).

Ye, Z. et al. "Bitcoin price prediction using machine learning: A comprehensive review". *Journal of Industrial Information Integration*, art. 100358, vol. 28 (2022).

Стаття надійшла до редакції 09.06.2025 р.

Статтю прийнято до публікації 22.06.2025 р.

■