

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ В.Н. КАРАЗІНА

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики та прикладної економіки

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему:

«РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ ФОРМУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОЇ СТРАТЕГІЇ НА КРИПТОВАЛЮТНОМУ РИНКУ»

Виконав: студент 2-го курсу, групи ЕК-61
спеціальності 051 «Економіка»
освітня програма «Економічна кібернетика»
Нестеренко Дмитро Володимирович

Керівник: Гур'янова Лідія Семенівна, д.е.н.,
професор

Рецензент: Белікова Надія Володимирівна,
д.е.н., доцент, вчений секретар Науково-
дослідного центру індустріальних проблем
розвитку НАН України

Summary

Нестеренко Д. В. Development of models for forming an investment strategy in the cryptocurrency market (Scientific supervisor: Sc. D., prof. Guryanova L. S.).

The study analyzes the development trends of the cryptocurrency market, its structure, and key characteristics; identifies the challenges of establishing cryptocurrencies as an investment asset and outlines the main risks associated with investing in them; provides an overview of existing approaches and substantiates the choice of modelling methods for assessing the influence of available informational factors on the formation and management of investment strategies; justifies the informational framework of the research; and develops forecasting models for determining market conditions, asset investment attractiveness, the strength of future price movements, and algorithmic capital allocation.

Keywords: cryptocurrency market, market regimes, modeling, machine learning, investment strategies

Анотація

Нестеренко Д. В. Розробка моделей формування інвестиційної стратегії на криптовалютному ринку (керівник: д. е. н., проф. Гур'янова Л. С.).

У роботі проведено аналіз тенденцій розвитку криптовалютного ринку, його структури та ключових особливостей; визначено проблеми становлення криптовалют як інвестиційного об'єкта та окреслено основні ризики інвестування в нього; виконано огляд наявних підходів і обґрунтовано вибір методів моделювання та управління інвестиційними стратегіями; обґрунтовано інформаційний простір дослідження; побудовано моделі прогнозування для визначення стану ринку, інвестиційної привабливості активів, сили майбутнього руху та алгоритмічного розподілу капіталу.

Ключові слова: криптовалютний ринок, ринкові режими, моделювання, машинне навчання, інвестиційні стратегії

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ФУНКЦІОНУВАННЯ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ ТА ФОРМУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ.....	7
1.1. ПОНЯТТЯ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ ТА ОСОБЛИВОСТІ ЙОГО ФУНКЦІОНУВАННЯ ЯК ОБ'ЄКТА ІНВЕСТУВАННЯ	7
1.2. АНАЛІЗ ТЕНДЕНЦІЙ РОЗВИТКУ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ	22
1.3. СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО ФОРМУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ НА КРИПТОВАЛЮТНОМУ РИНКУ	36
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ МОДЕЛЮВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ НА КРИПТОВАЛЮТНОМУ РИНКУ	45
2.1. КОНЦЕПТУАЛЬНА СХЕМА ДОСЛІДЖЕННЯ.....	45
2.2. СИСТЕМА ІНДИКАТОРІВ РИНКУ КРИПТОАКТИВІВ	47
2.3. ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У ФОРМУВАННІ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ НА РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ	50
РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛЕЙ ФОРМУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ НА КРИПТОВАЛЮТНОМУ РИНКУ	54
3.1. ОБҐРУНТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ БАЗИ ДОСЛІДЖЕННЯ	54
3.2. РОЗРОБКА МОДЕЛІ КЛАСИФІКАЦІЇ СТАНІВ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ	63
3.3. ПРОГНОЗУВАННЯ ДОХІДНОСТІ АКТИВІВ	65
3.4. РОЗРОБКА МОДЕЛІ ОЦІНКИ СИЛИ РУХУ	68
3.5. АЛГОРИТМІЧНИЙ ПІДХІД ДО ФОРМУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОЇ СТРАТЕГІЇ	70
ВИСНОВКИ	73
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	75
ДОДАТКИ	81

ВСТУП

Криптовалютні активи протягом останнього десятиліття перетворилися з експериментальної технології для ентузіастів на окремий сегмент глобального фінансового ринку, який привертає увагу як приватних інвесторів, так і інституційних учасників. За відкритими даними у 2025 році капіталізація криптовалютного ринку досягла понад 4,2 трлн. доларів США, а головний криптоактив досяг поточного максимуму в 124 тисячі доларів США, що для криптовалютної індустрії є абсолютним рекордом (CoinMarketCap, 2025). На фоні цього кількість інституцій, які інтегрують криптоактиви у свої інвестиційні портфелі, демонструє стійке зростання. Така динаміка свідчить про формування нової інвестиційної ніші з унікальними можливостями та високим потенціалом подальшого розвитку.

Одним із ключових факторів інвестиційної привабливості криптоактивів залишається їх помірно низька кореляція з традиційними фінансовими інструментами. Це відкриває можливості диверсифікації портфелів, зниження ризику концентрації та формування нестандартних стратегій, орієнтованих на альтернативні джерела інвестування та отримання прибутковості. Наприклад, за даними криптовалютної біржі Kraken станом на 21 серпня 2025 року, 42% власників змішаних інвестиційних портфелів повідомили, що цифрові активи забезпечили вищу прибутковість порівняно з їхніми традиційними портфелями (Kraken Learn Team, 2025).

Технологічна природа крипторинку створює умови та особливості для застосування методів машинного навчання, розширеної аналітики великих обсягів даних та алгоритмічних підходів до прийняття інвестиційних рішень. Значний обсяг відкритих даних – транзакційні біржові метрики, поведінкові сигнали, блокчейн статистика – забезпечує потенціал побудови моделей прогнозування для вибору активів.

На тему дослідження криптовалютного ринку та формування інвестиційних стратегій в його умовах опубліковано значну кількість наукових робіт. Особливу увагу до цих питань проявляють іноземні дослідники, наукові

роботи яких вирізняються різноманітністю постановок задачі та застосуванням як класичних, так і комплексних методів її вирішення (Agakishiev et al., 2025; Li et al., 2025; Parra-Moyano et al., 2023; Omole & Enke, 2024; Borges & Neves, 2020). В опублікованих роботах досліджуються методи поділення ринку на окремі сегменти в часовому контексті, застосування як класичних підходів до моделювання портфелю інвестицій, так і сучасних методів машинного та глибинного навчання. Результати об'єднуються в єдиний висновок про те, що криптовалютний ринок має унікальні динамічні властивості, які потребують спеціалізованих моделей аналізу та можуть забезпечувати підвищений потенціал прибутковості за умови коректного врахування його структурних ризиків та мінливості.

Мета роботи полягає в розробці комплексу моделей формування інвестиційної стратегії на криптовалютному ринку, які на підставі методів машинного навчання та алгоритмічного підходу до інвестиційної діяльності з використанням ШІ, дозволять підвищити ефективність інвестиційних стратегій у мовах швидко мінливого середовища.

Для досягнення поставленої мети вирішуються наступні завдання:

1. Аналіз особливостей функціонування криптовалютного ринку та тенденцій його розвитку;
2. Огляд сучасних підходів до формування інвестиційної стратегії та обґрунтування вибору методів моделювання;
3. Розробка концептуальної схеми дослідження;
4. Обґрунтування інформаційного простору дослідження;
5. Розробка моделей класифікації станів криптовалютного ринку;
6. Розробка моделей прогнозування дохідності криптоактивів;
7. Розробка рекомендацій щодо формування інвестиційної стратегії на криптовалютному ринку.

Об'єктом дослідження є ринок криптовалют як децентралізована глобальна екосистема, що поєднує елементи фінансових ринків, технологій блокчейну та децентралізованих мереж

Предметом дослідження є методи та моделі формування інвестиційних стратегій на ринку криптовалют.

Для досягнення поставленої мети та вирішення поставлених задач були використані наступні методи дослідження: системний аналіз та синтез, моделювання, методи машинного навчання, методи прогнозування, методи кластеризації.

Теоретичним науковим результатом є розроблена концептуальна схема побудови моделей формування інвестиційної стратегії на криптовалютному ринку. Інструментальним науковим результатом дослідження є комплекс моделей класифікації станів криптовалютного ринку, прогнозування доходності криптоактивів. Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що розроблені в кваліфікаційній роботі моделі дозволяють сформулювати рекомендації для реалізації алгоритмічної інвестиційної стратегії та підвищення її ефективності.

Результати дослідження пройшли апробацію на XIII всеукраїнській науково-практичній конференції, форумі молодих економістів-кібернетиків «МОДЕЛЮВАННЯ ЕКОНОМІКИ: ПРОБЛЕМИ, ТЕНДЕНЦІЇ, ДОСВІД», м. Львів, 21-22 листопада 2025 р.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ФУНКЦІОНУВАННЯ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ ТА ФОРМУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ

1.1. ПОНЯТТЯ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ ТА ОСОБЛИВОСТІ ЙОГО ФУНКЦІОНУВАННЯ ЯК ОБ'ЄКТА ІНВЕСТУВАННЯ

Сучасне розуміння криптовалют у широких колах суспільства часто є викривленим в бік спекулятивних швидких грошей, відхиляючись від початкових фундаментальних принципів, закладених у технічному документі першої криптовалюти під назвою «Bitcoin», який був опублікований 31 жовтня 2008 року невідомою особою або групою осіб під псевдонімом Сатоші Накамото. На фоні загострення фінансової кризи 2007-2008 років, цей документ, який мав назву «Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System», пропонував рішення ключових проблем традиційних фінансових систем, зокрема: залежність від третьої довіреної сторони у транзакціях, ризик подвійного витрачання, інфляцію через необмежену емісію грошей, закритість систем та цензуру транзакцій (Nakamoto, 2008). Таким чином, Bitcoin представляв собою децентралізовану peer-to-peer електронну систему готівки, яка дозволяла здійснювати прямі платежі між учасниками без посередників, забезпечуючи криптографічну безпеку та обмежену емісію в кількості максимуму 21 мільйона монет для імітації властивостей рідкісних ресурсів, таких як золото. Процес становлення сьогоденної криптовалюти відбувався через призму історичних передумов, етапів розвитку та ключових соціально-економічних подій, які формували її функціональні ролі.

Історичні корені криптовалюти беруть свій початок в середині ХХ століття, коли з'явилися перші спроби створення цифрових систем обміну, натхненні ідеями кібернетиків та криптографів. Одним із ключових попередників став DigiCash, розроблений Девідом Чаумом у 1989 році. Ця система будувалася на основі сліпих підписів для забезпечення анонімності транзакцій, вирішуючи проблему конфіденційності в електронних платежах. DigiCash прагнув усунути залежність від банківських посередників, пропонуючи

прямий обмін між користувачами, але зазнала невдачі через централізовану модель: компанія контролювала видачу валюти, що призвело до банкрутства у 1998 році через комерційні невдачі та регуляторний тиск.

Іншим важливим попередником був e-gold, запущений у 1996 році Дугласом Джексоном та Баррі Даулі. Ця платформа представляла собою цифрове золото, яке прив'язане до реального металу, і вирішувала проблему волатильності фіатних валют, пропонуючи стабільний резервний актив. Платформа досягла піку з мільйонами користувачів, але була закрита у 2009 році через звинувачення у відмиванні грошей та відсутності ліцензування як для фінансової установи. Ці системи висвітлили фундаментальні проблеми початкових цифрових активів: централізацію, вразливість до регуляторного втручання та відсутність стійкості до атак.

Значний внесок у формування Bitcoin мав Hashcash, розроблений британським криптографом Адамом Беком у 1997 році. Hashcash не був повноцінною валютою, а радше Proof-of-Work механізмом, призначеним для мінімізації спаму в електронній пошті та запобігання DDoS-атакам шляхом вимоги обчислювальних ресурсів для генерації «марок». Ця система передбачала створення хешів з певною складністю, що робило її стійкою до зловживань та в подальшому стала основою для майнінгу в Bitcoin.

У 1998 році Нік Сабо запропонував схему Bit Gold, яка інтегрувала елементи, подібні до сучасного блокчейну: peer-to-peer мережу, майнінг на основі консенсусу Proof-of-Work, розподілений реєстр та криптографію. Головна мета Bit Gold полягала в створенні децентралізованої валюти, незалежної від центральних емітентів чи органів влади, з властивостями, подібними до фізичного золота, такими як обмежена пропозиція та стійкість до інфляції. Проте цей підхід не закріпився через технічні бар'єри на момент розробки, коли не існувало зрілих P2P-протоколів, що ускладнювало реалізацію мережі.

Того ж 1998 року Вей Дай опублікував пропозицію анонімної та розподіленої електронної грошової системи під назвою B-money. Дай описав два протоколи: один базувався на Proof-of-Work для створення валюти через

обчислювальні зусилля, а інший – на використанні цифрових псевдонімів для транзакцій у децентралізованій мережі. Система включала механізми для виконання смарт-контрактів без третьої сторони, що передбачало майбутні розробки в блокчейн-технологіях. Однак, ідея не закріпилася через відсутність повної технічної реалізації, адже концепція залишалася теоретичною, без робочого прототипу, і стикалася з викликами масштабування консенсусу в ранніх P2P-мережах. Крім того, відсутність сильної спільноти розробників та фокус на теоретичних аспектах не дозволили їй еволюціонувати в повноцінну систему (Reiff, 2025).

Подальші етапи розвитку криптовалюти можна поділити на чіткі блоки, кожен з яких розширював технологічні можливості та ринковий потенціал, трансформуючи її з нішевого експерименту в глобальну екосистему активів та технологій (див. табл. 1) (Огінок & Янко, 2022).

Таблиця 1

Головні етапи розвитку криптовалюти

№	Етапи розвитку	Роки	Характеристика етапу розвитку
1	Ранній етап розвитку криптовалюти Bitcoin	2009-2012	3 січня 2009 року був добутий перший блок блокчейну біткоїна, першої децентралізованої валюти. Перша комерційна транзакція 22 травня 2010 року символізувала її як засіб платежу. 2012 року створення організації Bitcoin Foundation для сприяння використанню та розвитку Bitcoin.
2	Розвиток Altcoins	2011-2014	Поява в 2011 Litecoin, Peercoin та Namecoin, які принесли свої особливості, інновації та спричинили можливість диверсифікації. Вони вирішували окремі обмеження Bitcoin: Litecoin мав швидший блок-тайм, а XRP Ripple (2012) фокусувався на міжбанківських платежах.

Продовження табл. 1

3	Створення стейблкоїнів	2015	Дані децентралізовані криптовалюти були підкріплені базовим активом, таким як будь-яка національна валюта. Головною метою було мінімізувати волатильність її ринкового курсу на криптовалютному ринку.
4	Розвиток Ethereum та смарт-контрактів	2015-2017	У липні 2015 року був запущений Ethereum, який ввів програмовані контракти, перетворюючи блокчейн на платформу для децентралізованих додатків. Це вирішило проблему статичності Bitcoin, дозволяючи автоматизовані угоди.
5	Розвиток та становлення DeFi	2018-2021	Децентралізовані фінанси на Ethereum, такі як проекти Uniswap чи Compound в 2018 році демократизували кредитування та торгівлю, із загальним обсягом торгівлі в 2021 році в 263,27 млрд. доларів США.
6	Бум NFT	2021	Хоча експерименти з NFT почалися ще в 2013-2014 роки, найбільшої популярності данні цифрові токени, які представляли права на інформацію, набули саме в 2021 році. Найбільш дорогим таким проданим токеном став Everyday's: The First 5000 Days, який був проданий в 2021 за 69,3 млн. доларів США.
7	Токенізація активів	2022	Реалізація процесу перетворення фізичних або традиційних активів у цифрові токени, що дозволяє власникам активів представити їх у вигляді цифрових одиниць.
8	Інституційне прийняття	2024-сьогодення	Затвердження Bitcoin та Ethereum ETF у США, що дозволило інституціям легко інвестувати в ВТС без прямого утримання активів.

Джерело: авторська розробка

Ці тенденції розвитку поступово впливали на сприйняття та переосмислення криптовалюти від початкового позиціонування надійної електронної фінансової системи без участі посередників до набуття інвестиційної цінності активу. Здебільшого такий тренд пов'язаний з великим колом можливостей для інновацій в сфері та загальною новизною і цікавістю спільноти до криптовалютного ринку в порівнянні з класичними фінансовими ринками (Гонак & Горин, 2022). Підтвердженню цьому також слугує велика волатильність ринку криптовалютних активів, проте вона найчастіше викривлена з «хорошого» боку. Прикладом цього слугує Bitcoin – найстаріша монета, де перша зареєстрована ринкова ціна до 2010 року становила приблизно 0,003 доларів за монету, на кінець жовтня 2025 року досягла позначки в 109608,01 доларів США. За невеликими розрахунками якщо б інвестор вклав на початку 2020 року 100 доларів в Bitcoin він би отримав на початку 2025 року 1003,88 доларів США, натомість таке саме вкладення в класичний стабільний S&P 500 дало б тільки 183,74 долара США. Також інституційне прийняття великих криптоактивів як Bitcoin та Ethereum надає суспільству певну впевненість та сприяє подальшу інвестиційну діяльність в довгострокову перспективу та розширення впливу криптовалюти. Такі події ілюструють парадигмальний зсув від ідеалістичної мети децентралізованих платежів до прагматичної ролі збереження вартості в активі.

Блокчейн являє собою децентралізований, розподілений цифровий реєстр, який фіксує транзакції у спосіб, що робить їх незмінними та прозорими для всіх учасників мережі (Panda et al., 2023). Технічна сторона блокчейну складається з послідовності блоків, де кожен блок містить набір транзакцій, криптографічний хеш попереднього блоку, мітку часу та попсе – випадкове число, що використовується в процесі консенсусу Proof-of-Work. Власне ланцюг хешів забезпечує цілісність даного реєстру, а будь-яка зміна в одному блоці призводить до каскадної невідповідності всіх наступних хешів, тобто фактично роблячи фальсифікацію можливою з контролем над більшістю ресурсів мережі, як мінімум 51%. Чисто теоретично це можливо, проте на практиці це є

неефективним та буде коштувати мільярди задля досягнення потрібних потужностей атаки на криптовалюти з високим показником хешрейту. Блокчейн функціонує як peer-to-peer мережа вузлів, де кожен вузол зберігає повну копію ланцюга, забезпечуючи стійкість до відмов і відсутність єдиної точки відмови. Блокчейн в свою чергу може мати різні види в залежності від учасників мережі, так наприклад (WhiteBIT, 2025):

- публічний блокчейн – це відкрита децентралізована мережа, де кожен бажаючий може стати учасником: запускати вузли, підтверджувати транзакції та переглядати всю історію операцій;
- приватний блокчейн встановлює до учасників обмежений доступ, де право на участь мають тільки ті користувачі, які отримали дозвіл від центрального органу або керуючої групи;
- в консорціум-блокчейні мережа управляється не однією організацією, а групою взаємопов'язаних компаній. Доступ до консорціумної мережі обмежений, на відміну від публічних блокчейнів, і тільки уповноважені учасники можуть створювати блоки та підтверджувати транзакції;
- гібридний блокчейн поєднує елементи як публічних, так і приватних мереж, забезпечуючи баланс між прозорістю та контролем.

Механізм консенсусу слугує певним протоколом для досягнення згоди між розподіленими вузлами блокчейну щодо валідності транзакцій і стану ланцюга (WhiteBIT, 2025). Консенсус запобігає ситуаціям, де зрадницькі вузли могли б маніпулювати даними і забезпечує справедливий розподіл ресурсів у розподіленій базі даних. Якщо простіше, то він визначає, як вузли «голосують» за версію ланцюга, балансує між швидкістю, енергоефективністю та безпекою (див. табл. 2).

Механізм роботи блокчейну можна описати як наступну послідовність дій:

1. ініціація транзакції – процес, де користувач підписує транзакцію цифровим підписом на основі приватного ключа, що підтверджує право власності та відправляється в мережу через вузол;

2. поширення в мережі транзакція передається через однорангову мережу (P2P) до інших вузлів і потрапляє у чергу непідтверджених транзакцій (mempool);
3. майнер формує блок, беручи певну кількість транзакцій з mempool, орієнтуючись на вищі комісії;
4. формування блоку валідних транзакцій майнером або валідатором, який містить заголовок, набір обраних транзакцій та службову інформацію, яка притаманна кожному механізму консенсусу.
5. після створення валідного блоку він передається іншим нодам у мережі, які його перевіряють;
6. найдений блок розсилається в мережі, де інші ноди його перевіряють;
7. після перевірки блок приєднується до ланцюга блоків (chain), а інші ноди оновлюють свої копії блокчейну.

Таблиця 2

Основні механізми консенсусу

Механізм	Опис механізму	Відповідні блокчейни
Proof of Work (PoW)	Дозволяє майнерам додавати новий блок на основі виконаних обчислень (роботи) для правильного вирішення проблеми задачі хешування.	Bitcoin, Ethereum (до 15 вересня 2022), Litecoin
Proof of Stake (PoS)	Дозволяє валідаторам додавати новий блок на основі блокування (стейкінгу) власної певної криптовалюти в мережі. Тільки стейкінг-учасників можна обрати як валідаторів, а ймовірність бути обраним пропорційна кількості застейканих монет, що зменшує потрібні обчислювальні потужності.	Ethereum (з 15 вересня 2022), Polkadot, Cardano
Delegated Proof of Stake (DPoS)	Додатковий рівень до PoS, де учасники стейкінгу голосують за делегатів, які, у свою чергу, будуть у заздалегідь визначеному порядку обрані для додавання блоку.	EOS, Tron

Продовження табл. 2

Proof of Importance (PoI)	Призначає блоки на основі оцінки їх важливості, розрахованої з урахуванням репутації в мережі та якості транзакцій. Уникає монополізації процесу перевірки багатшими учасниками, як у PoS.	NEM
Proof of Capacity (PoC)	Призначає блоки на основі підтвердження використання ємності дискового сховища. Блоки видобуваються з використанням дискового сховища, на відмінну від потужності процесора. Перевірка та додавання нового блоку до реєстру займає менше половину часу PoW.	Signum (раніше Burstcoin), Chia
Proof of Elapsed Time (PoET)	На основі механізму часової лотереї, учасникам мережі призначається випадковий час очікування. Перший, у кого закінчується час очікування, отримує шанс додати блок до реєстру.	Hyperledger Sawtooth
Proof of Activity (PoA)	Поєднує PoW та PoS, де додавання блоків до реєстру базується на механізмі PoW, тоді як додані блоки перевіряються через PoS.	Decred, Espers
Proof of Authority (PoA)	На основі репутації в мережі, зазвичай використовується в приватних або авторизованих блокчейнах.	VeChain
Proof of Burn	Блоки можуть бути додані користувачами, які надсилають монети на «тупиковий» рахунок, з якого вони не зможуть їх отримати (фактично оплату за додавання блоку до реєстру).	Slimcoin
Byzantine Fault Tolerance (BFT)	Виходячи із загальної проблеми візантійських генералів, даний консенсус уникає капітуляції мережі у разі збою одного учасника, забезпечуючи постійний зв'язок між усіма учасниками.	Hyperledger Fabric

Джерело: авторська розробка

Смарт-контракт – це програмний код, що зберігається в мережі блокчейн і виконується у відповідному середовищі EVM. EVM представляє собою

децентралізований движок, котрий виконує смарт-контракти, які написані на мові Solidity, використовуючи офіційну документацію з анатомії контрактів. Смарт-контракт автоматично виконує логіку при надходженні викликів чи транзакцій та зберігає стан у ланцюгу відповідно до закодованих правил, що дозволяє будувати децентралізовані фінансові сервіси, токен-стандарти, децентралізовані автономні системи та децентралізовані біржі. Смарт-контракти були введені вперше Віталіком Бутеріним у мережі Ethereum 2015 року. Вони трансформували фінанси: ліквідність без посередників, прибуткове фермерство (yield farming) та миттєві позики (flash loans). Однак, із обмежень – це висока латентність, великі комісії у пікові навантаження і також вони наклали потребу в безпеці коду, аудитах і формальних методах тестування, що спричинило значну кількість ризиків (Kraken Learn Team, 2024).

Layer-2 (L2) – це протоколи, які виконують частину обробки транзакцій поза основним ланцюгом (L1 – фундаментальний рівень блокчейну і механізму консенсусу), але зберігають достатні дані або докази на L1 для забезпечення безпеки (WhiteBIT, 2024). Мета таких протоколів – значно підвищити пропускну здатність та масштабованість і знизити комісії, зберігаючи довіру на базовому рівні. Існують основні типи протоколу L2: Rollups (Ethereum-екосистема), Lightning Network (Bitcoin), а також Zero-Knowledge Rollups (як Polygon zkEVM або zkSync).

Інноваційна поведінка криптовалютної індустрії та її стрімкий розвиток не тільки як засобу платежу, а як і об'єкту інвестування створили умови для можливості низки ризиків. Ці ризики можуть стосуватися як економічної та поведінкової складової ринку, так і технологічної й інфраструктурної частини його активів. Якщо економічні та поведінкові ризики відносяться до схем спекуляційних маніпуляцій новими токенами на ринку та впливу новинного фону на такі події, то технічна частина включає в себе ризики, які прямо впливають на токен в розрізі інвестиційного активу, захищеності, а також загального його першочергового задуму як способу платежу. Ризики можуть супроводжуватися подвійними витратами токена, втратою транзакцій, знищення

коштів або викраденням криптовалютних активів. Наприклад ризик подвійних витрат токена досягається в умовах коли зломисник контролює понад 50% обчислювальної потужності у PoW чи валідує більше 50% загальної долі криптовалюти – такі види зломисних атак мають назву атака 51%. Така ситуація можлива на альткоїнах з низьким хешрейтом, і жертвою таких успішних атак тричі став форк Ethereum, який утворився через злам The DAO, Ethereum Classic (ETC) в 2019 році, де втрати сягали 1,1 млн. доларів США (Khandelwal, 2019). Наявність таких точок уражень створює певну занепокоєність користувачів на фоні розвитку квантових обчислень, які потенційно створюють загрозу для класичних криптографічних алгоритмів. Проте насправді, поки що квантові машини не досягли масштабу, потрібного для практичної компрометації ECDSA/RSA у великих мережах, але підготовка і перехід на пост-квантові алгоритми є предметом активних стандартних ініціатив і досліджень. Для блокчейнів це означає потребу в дорожніх картах з міграції ключів, оновленні протоколів і дослідженні пост-квантових схем.

Можливості ураження через технологічні аспекти самого токена та блокчейну існують, але для більшості сучасних криптопроектів основні ризики пов'язані саме зі смарт-контрактами, централізованими та іншими зовнішніми сервісами, які пов'язані з криптовалютними проектами. Прикладом цього може слугувати нещодавній хак однієї з лідируючих централізованих криптовалютних бірж ByBit взимку 2025 року, коли зломисники змогли викрасти 1,4 млрд. доларів США і являється наразі найбільшою в історії криптокрадіжок, перевищивши попередній «рекорд» в 600 мільйонів доларів США, викрадених у Poly Network у 2021 році (Мандровська, 2025).

Ринок криптовалют є децентралізованою, глобальною постійною екосистемою, яка поєднує елементи фінансових ринків, технологій блокчейну та децентралізованих мереж. Особливістю крипторинку, на відмінну від традиційних фінансових ринків, є його цілодобова функціональність без вихідних та свят, а також відсутність чітких географічних меж. Наприклад учасники ринку можуть бути розташовані у різних юрисдикціях,

використовувати криптовалюти без прив'язки до конкретної країни або банківської системи. Це надає ринку глобального характеру та певної автономії від традиційних фінансових систем. На поточний момент розвитку криптовалютного ринку, його структура поділяється на два основних «рівні»: первинний та вторинний (Beers, 2025).

Первинний рівень (primary market) – це стадія, де нові криптоактиви створюються та вводяться в обіг вперше, таким чином забезпечуючи початкове фінансування проектів або мережі. Тут інвестори безпосередньо купують активи від емітентів, у вигляді розробників чи протоколів, часто з метою залучення капіталу для розвитку або короткострокової спекуляції. Механізмами для цього процесу можуть слугувати як класична автоматична генерація через консенсус блокчейну, наприклад PoW чи PoS, або через моделі:

- Initial Coin Offering (ICO) – це найпростіша форма емісії tokenів, щось на кшталт «краудфандингу», але у світі криптовалюти. Проект створює власний token, описує свою ідею у технічній документації та пропонує інвесторам купити токени за іншу криптовалюту, наприклад Bitcoin чи Ethereum, ще до самого запуску продукту.
- Initial Exchange Offering (IEO) – це покращена форма ICO за участі криптовалютної біржі, як посередника та гаранта.
- Security Token Offering (STO) – це найбільш регульована форма емісії, де token дорівнює цифровому аналогу акції, облігації чи частки компанії та підпадає під закони про цінні папери.

Вторинний рівень (secondary market) – це вже повноцінне середовище, де вже емітовані криптоактиви торгуються між учасниками без прямого залучення емітента. Торгівля відбувається на централізованих біржах, наприклад Binance, або децентралізованих, як Uniswap. Тут формуються ринкові ціни через ордери купівлі та продажу, з елементами ліквідності, волатильності та арбітражу. Ця стадія включає спот-торгівлю, деривативи та peer-to-peer обміни.

Суб'єкти криптовалютного ринку - це економічні агенти, що взаємодіють у системі, формуючи її динаміку та торгівлю. Вони класифікуються за

функціональними групами і включають в себе як і деяких суб'єктів з класичних фінансових ринків, так і суб'єктів, які виникли із особливостей структури крипторинку. Загалом на криптовалютному ринку можна виділити наступних ключових його учасників (Bozzetto & Basso, 2023):

- інвестори, які, як правило, мають за ціль довге зберігання активу з думкою про його майбутнє зростання до «справедливої» ціни цього активу. Ці суб'єкти ринку не торгують часто, вони можуть ребалансувати свій портфель один або два рази на рік, додаючи чи вилучаючи активи зі свого портфеля на основі своїх думок чи аналізу ринку;
- трейдери або спекулянти спеціалізуються на короткострокових прибутках і можуть відкривати як довгі, так і короткі позиції. На відміну від інвесторів, які розпоряджаються власними активами, спекулянти можуть здійснювати операції з активами, яких фактично не мають, позичаючи їх у біржі. Незалежно від довгих чи коротких позицій, трейдери можуть утримувати свою угоду тижнями чи місяцями (позиційна торгівля), щонайбільше від кількох днів до тижня (свінг-трейдинг), від кількох годин до одного дня (денна торгівля) або від кількох секунд до кількох хвилин (скальпінг). Також спекулянти можуть бути розділені на інформованих, що спричиняє веденню інсайдерської торгівлі й неінформованих та дискреційних і систематичних;
- арбітражери – це суб'єкти ринку, які на відмінну від інвесторів та трейдерів не здійснюють односпрямовані угоди. Їхня спеціалізація полягає в отриманні прибутку, який виміряний різницею в цінах між подібними активами або парами активів, що торгуються на різних біржах;
- майнери – це власники комп'ютерів, які в свою чергу виконують обчислення для вирішення проблеми хешування та отримання можливості на додавання наступного блоку транзакцій до блокчейну. Такі суб'єкти найбільш активні в мережах з механізмом PoW та опосередковано контролюють пропозицію та рівень інфляції активу;

- валідатори замінюють майнерів у блокчейнах з механізмом консенсусу Proof-of-Stake. Валідатори не несуть витрати, окрім тих, що пов'язані з придбанням рідної криптовалюти блокчейну. Після її придбання криптовалюта розміщується в мережі та використовується як доказ того, що учасник мережі має певну частку в проекті і залежно від розміру своєї частки, валідатори отримують право на додавання блоків транзакцій до реєстру;
- стейкери це учасники мережі, які тримають частину або весь обсяг своєї криптовалюти в мережі і за це отримують винагороду у вигляді відсотків. Відмінність стейкера від валідатора в тому що перший є пасивним інвестором, в той час як другий підтримує механізм консенсусу та валідує транзакції;
- біржі, які слугують хабами для торгівлі, надаючи інтерфейси для купівлі або продажу, зберігання активів та деривативів. Між собою біржі взаємодіють через арбітраж, що вирівнює ціни;
- зовнішні інші суб'єкти – це учасники, які не здійснюють прямого впливу на криптовалютний ринок, проте мають значний соціальний або інформаційний вплив на його учасників. До них належать політики провідних держав і економік світу, регулятори, а також впливові представники бізнесу та технологічної сфер. Їхні висловлювання чи дії можуть істотно впливати на настрої інвесторів і спричиняти панічні або спекулятивні коливання на ринку.

Біржа являється основною платформою для здійснення торгівельних операцій криптовалютами активами. У межах ринку криптовалют є дві класифікації біржових платформ, що відрізняються за архітектурою, способом взаємодії з користувачами, ступенем довіри до посередника та моделлю ліквідності: централізовані біржі (CEX) та децентралізовані біржі (DEX).

Централізовані біржі працюють аналогічно традиційним фондовим чи валютним біржам: існує центральна організація (компанія), яка керує процесом торгівлі, зберіганням активів, обслуговуванням клієнтів. Наприклад, платформи

як Binance чи Coinbase. Вони надають високу ліквідність, відносно зручний інтерфейс, часто підтримують фіатні входи і виходи, але при цьому користувачі делегують контроль над приватними ключами сторонній організації. З цієї причини CEX супроводжуються різними ризиками контрагентів, наприклад ризиком втрати доступу до коштів при зломі, банкрутстві чи регуляторному втручанні.

DEX працюють за принципом смарт-контрактів, без централізованого посередника: торгівля здійснюється безпосередньо між користувачами через смарт-контракти, часто за моделлю Automated Market Maker (AMM) – який використовує математичні формули замість традиційних книг ордерів для визначення цін та забезпечення ліквідності, прикладом такої децентралізованої біржі є Uniswap (Chinello, 2023). У таких системах користувач зберігає контроль над своїми ключами, але часто стикається з нижчою ліквідністю та меншим користувацьким досвідом. Також для DEX характерні ситуації, коли з'являється різниця між очікуваною ціною угоди і фактичною ціною, за якою ця угода виконується, що називається прослизанням. Таке прослизання може бути як позитивним так і негативним для користувача.

Криптовалютний ринок функціонує на основі складної технологічно-економічної інфраструктури, що забезпечує його цілісність, стійкість і можливість безперервної взаємодії учасників. До ключових елементів цієї інфраструктури належать гаманці, оракули, пули ліквідності. Кожен із них виконує специфічні функції, необхідні для ефективного функціонування децентралізованої фінансової екосистеми (Chinello, 2023).

Криптовалютні гаманці є основним інструментом доступу користувачів до блокчейн-мережі, зберігання приватних ключів та здійснення транзакцій. Гаманці розрізняють за підключенням до інтернету і рівнем безпеки: холодний гаманець, який представляє собою певний апаратний пристрій для зберігання криптовалют; гарячий гаманець підключається безпосередньо до хмарної інфраструктури та забезпечує швидкі транзакції. Однак ще можна розрізнити гаманці за контролем над приватними ключами: custodial гаманці передбачають

зберігання приватних ключів сторонньою організацією, що спрощує користування ними; non-custodial гаманці забезпечують повний контроль користувача над ключами, що відповідає принципам децентралізації.

Оракули є ключовим інтерфейсом між блокчейном і зовнішнім світом. Вони забезпечують надходження off-chain-даних у on-chain-середовище, що дозволяє смартконтрактам реагувати на зовнішні події – наприклад, зміни курсу валют, погодні умови чи фінансові індекси. Без оракулів більшість DeFi протоколів не змогла б функціонувати, оскільки вони залежать від актуальних ринкових цін і параметрів ліквідності. Водночас ненадійні або скомпрометовані оракули створюють системні ризики – зокрема, можливість маніпулювання цінами та збоїв у виконанні контрактів. До провідних оракульних рішень належать Chainlink, Band Protocol, Pyth Network, які впроваджують децентралізовану модель перевірки даних для мінімізації ризику централізованої помилки.

Пули ліквідності є базовим елементом децентралізованих бірж і протоколів DeFi. Вони дозволяють користувачам у ролі ліквідаторів розміщувати свої активи в спеціальних смарт-контрактах для створення торгових пар, надаючи ринку ліквідність без участі традиційних маркет-мейкерів. У найпоширенішій АММ-моделі баланс активів у пулі визначається формулою постійного добутку $x \cdot y = k$, x та y – кількість токенів у парі, а k – константа рівноваги (Chinello, 2023). Основні ризики пулів ліквідності включають тимчасові втрати через зміну співвідношення цін активів, можливість експлоїтів у смарт-контрактах, а також вплив волатильності на дохідність ліквідаторів. Попри це, пули ліквідності є ядром децентралізованої торгівлі, забезпечуючи постійний обіг активів і виконання транзакцій без посередників.

Механізми винагороди майнерів та валідаторів, винагороди за надання ліквідності, механізми стейкінгу, винагороди за участь у токеноміці – усе це стимулює учасників криптовалютного ринку самостійно забезпечувати життєдіяльність системи, замість централізованої координації. Протоколи, такі

як смарт-контракти, децентралізовані біржі, токеноміка, виступають більше не як посередники, а як саме автоматизовані правила взаємодії, що дає системі властивості «ринку без довірчого посередника». Криптовалютний ринок являє собою повноцінну фінансову екосистему, що функціонує на базі блокчейн-інфраструктури, з множиною суб'єктів, які взаємодіють у цілодобовому режимі та глобальному масштабі. Така екосистема відзначається високою динамікою, мінливістю, інноваційністю, але також і високою технологічною складністю та новими видами ризиків. Інвестування в криптовалюти характеризується низкою унікальних ризиків, які відрізняють цей клас активів від традиційних фінансових інструментів, таких як акції чи облігації. Ці особливості можна систематизувати за ключовими аспектами: високою волатильністю, високою інформаційною чутливістю, домінуванням роздрібних інвесторів та пов'язаними поведінковими ефектами, а також технічними й операційними ризиками.

1.2. АНАЛІЗ ТЕНДЕНЦІЙ РОЗВИТКУ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ

Загальна тенденція розвитку криптовалютного ринку має вражаючу швидкість та потужність, адже ще 9 серпня 2015 року загальна кількість нових унікальних створених криптоактивів становила 8653 токена, наразі загальне число сягає 27,2 млн. токенів (див. рис. 1) (CoinMarketCap, 2025). Звичайно, що з них активних токенів набагато менше, і їх кількість сягає близько 17 тисяч, що свідчить про велику кількість проєктів, які не можуть закріпитися на ринку, не привносячи потрібної цінності, або характерною для нього спекулятивною особливістю, коли токени створюються для швидкого підняття ціни і подальшим банкрутством.



Рис.1. Динаміка кількості унікальних токенів 2013-2025 роки

Джерело: (CoinMarketCap – Total Tracked (CoinMarketCap, 2025))

В той час ринкова капіталізація криптовалютного ринку демонструє експоненційне зростання за весь час становлення крипторинку (див. рис. 2). Це зростання бере початок з 2013 року, відображаючи перехід від нішевого активу до глобального фінансового феномену. У 2013 році загальна капіталізація становила близько 1,66 млрд. доларів США, переважно за рахунок домінування Bitcoin, який займав понад 94,8% ринку в квітні 2013 (див. рис. 4). Цей період характеризувався початковим етапом формування екосистеми, з фокусом на ранніх ентузіастів та волатильністю, спричиненою обмеженою ліквідністю. До 2018 року капіталізація зросла до піку в 852,88 млрд. доларів США, що було пов'язано з «бумом ICO» та розширенням спекулятивного інтересу, хоча подальший період характеризувався корекційним спадом до близько 103,85 млрд. доларів США через регуляторні обмеження та «криптозиму». З 2019 року ринок увійшов у фазу стабілізації та капіталізація коливалася навколо 210 млрд. доларів США. Проте вже у 2021 році, що капіталізація, що головна криптовалюта в лиці Bitcoin досягли історичних максимумів на той час і становили відповідно 69 тисяч доларів США та 3,07 трлн. доларів США відповідно (див. рис. 2 та 3). Такі тенденції були підживлені пандемією COVID-19, стимулюючими заходами центральних банків та запуском децентралізованих фінансів (The Block, 2025).

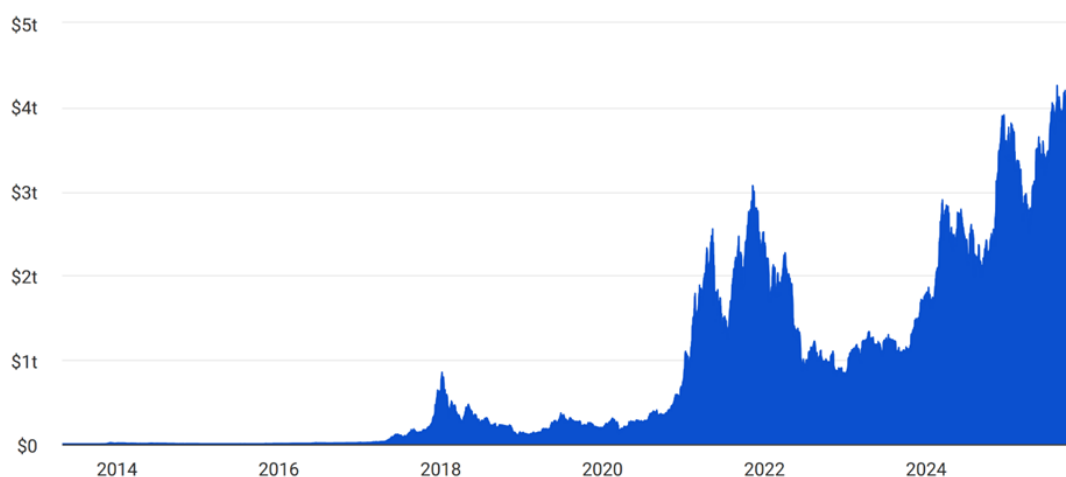


Рис. 2. Загальна капіталізація криптовалютного ринку 2013-2025 роки

Джерело: (*The Block – Crypto Total Marketcap (The Block, 2025)*)

Криза 2022 року, спричинена колапсами популярної біржі, такої як FTX, екосистеми Terra Luna та загальної політичної та економічної нестабільності, призвела до падіння капіталізації до 830 млрд. доларів США, але поступове відновлення почалося в 2023 році з ростом до 1,75 трлн. доларів США. 2024 рік характеризувався корекцією на початку року, та збільшенням домінування Bitcoin, ціна котрого зросла з 45 000 доларів США на початку року до 92 тисяч доларів США на кінець року. У 2025 році капіталізація перевищила 4,28 трлн. доларів США, що являється абсолютним максимумом криптовалютно ринку наразі, а ціна одного Bitcoin досягла майже 127 тисяч доларів (див. рис. 3) що свідчить про його стійкість та високу зацікавленість збоку інвестиційної спільноти (The Block, 2025).



Рис. 3. Ціна Bitcoin з 2015 року по 2025 рік

Джерело: (*The Block – BTC Price (The Block, 2025)*)

Порівнюючи частки ключових активів (див. рис. 4), домінування BTC зменшилося з 94,8% у 2013 році до показника в 60,41% станом на листопад 2025 року. Останні чотири роки домінування Bitcoin зростає малими постійними темпами. Ethereum, який був запущений у 2015 році, еволюціонував від частки менше 1% до 13,37% (467 млрд. доларів США з загальних 3,69 трлн. доларів США), завдяки екосистемі смарт-контрактів та DeFi. Стейблкоїни, такі як USDT, USDC та інші, які з'явилися як інструмент хеджування волатильності, та їхня частка зросла з нуля у 2014 роках до 7,33% у 2025 році, забезпечуючи ліквідність та інтеграцію з традиційними платежами. Загалом, частка BTC та ETH разом становила понад 73% у 2025 році, тоді як інші альткоїни тримають тільки 18,89% капіталізації ринку, а stablecoins компенсують волатильність, утримуючи стабільну пропорцію в 7–8% останні 2 роки (CoinGecko, 2025). Часові періоди на ринку коли частка капіталізації альткоїнів починає рости на фоні падіння частки Bitcoin називаються альтсезонами, які характеризуються вищою дохідністю альткоїнів та зростання до них уваги.

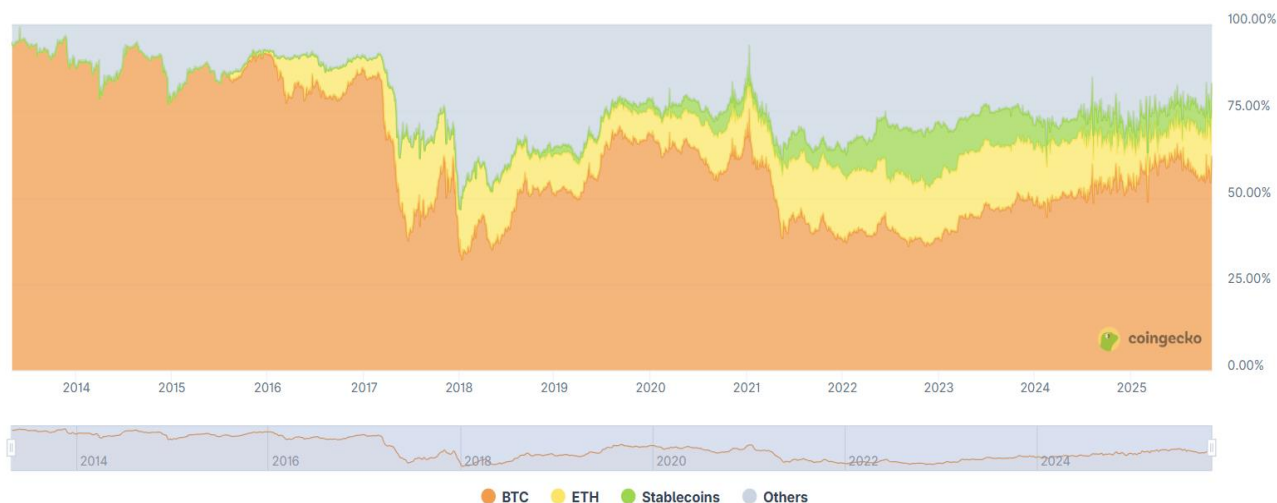


Рис. 4. Частка капіталізації головних типів криптоактивів 2013-2025 роки

Джерело: (CoinGeko – Bitcoin (BTC) Dominance Chart (CoinGeko, 2025))

Якщо апроксимувати криву адоптації Роджерса на ринок та систему криптовалют, то вона слідує класичній S-подібній моделі. В період зародження криптовалют інноватори були основною рушійною силою у формуванні та початкового розвитку та використання активів. У 2013-2017 роках домінували ранні приймачі – техно-ентузіасти та спекулянти, з фокусом на BTC як «цифрове

золото». Цей етап характеризувався органічним ростом через форуми та соціальні мережі та новинні канали комунікації. Фаза ранньої більшості (2018–2021) охопила роздрібних інвесторів підживленою пандемією та DeFi-бумом, досягнення історичних саме на той момент максимумів та популярності. Переломним став 2021 рік з запуском ETF та корпоративними інвестиціями, що сигналізували перехід до стадії пізньої більшості. Наразі за звітністю Chainalysis від 2 вересня 2025 року про індекс адопції криптовалюти серед країн (Chainalysis Global Crypto Adoption Index) лідируючі позиції займають США та Індія, водночас слабкий індекс адоптації мають країни Європи, Китай та країни Африки (див. рис. 5) (Chainalysis Team, 2025). Доволі цікаво що Україна має показник на рівні 0,429, що свідчить про набрання популярності унікальних варіантів використання криптовалют, а також про їх загальну популярність.

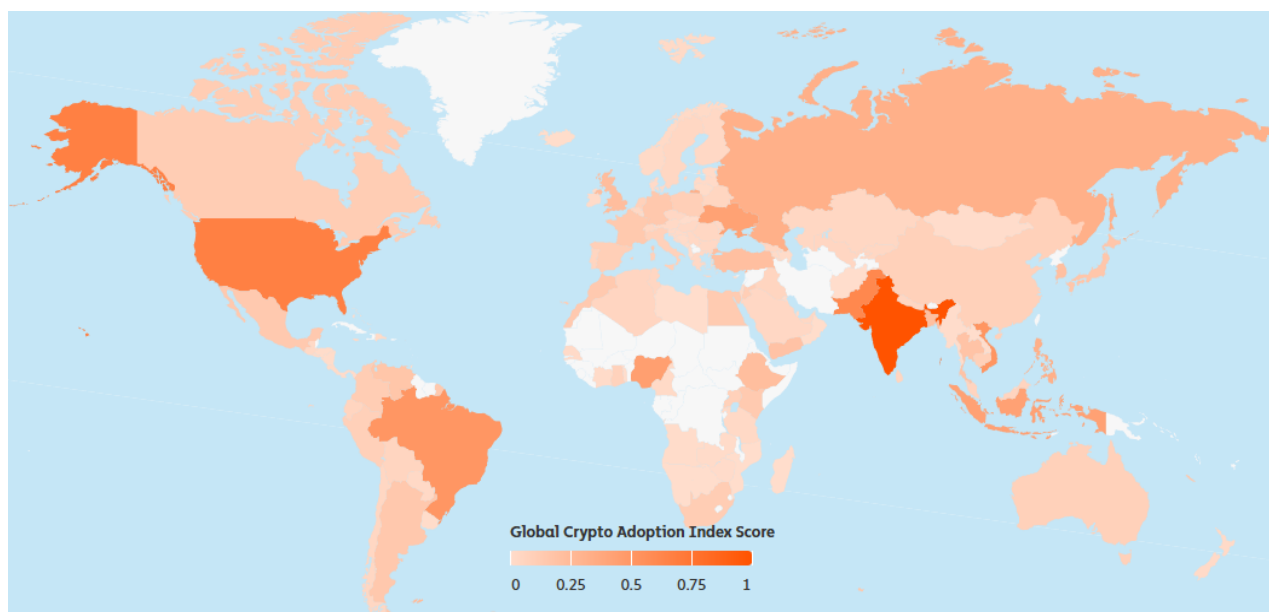


Рис. 5. Глобальний індекс адопції криптовалюти за Chainalysis 2025 рік
Джерело: (Chainalysis - The 2025 Global Adoption Index (Chainalysis Team, 2025))

Ринок криптовалютних активів демонструє доволі помірну кореляцію з традиційними фінансовими активами, як наприклад індекси S&P 500, Nasdaq чи золото. До моменту прийняття Bitcoin ETF ця кореляція різнилася сильніше, що робило Bitcoin та й в цілому криптовалютні активи непоганим варіантом для диверсифікації інвестиційного портфеля з великим потенціалом росту. Однак поступова інституціоналізація криптовалютного ринку призводить до зростання

його кореляції з традиційними фінансовими індексами, такими як S&P 500 та Nasdaq, хоча ця взаємозалежність залишається непостійною та змінюється в часі (див. рис. 6). Водночас кореляція з золотом на тлі цих процесів зберігає відносно слабкий характер, що підкреслює відмінність криптоактивів від традиційних захисних активів (The Block, 2025).

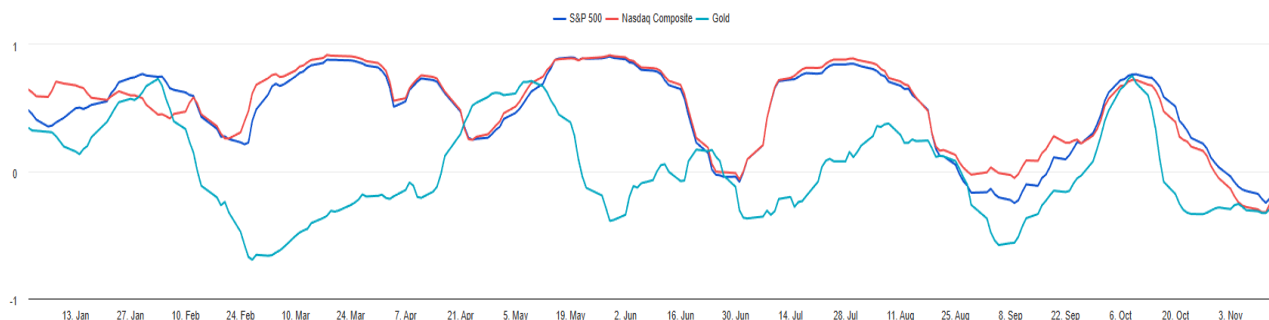


Рис. 6. 30 денна Кореляція Пірсона BTC з S&P 500, Nasdaq та Золото за 2025 рік
Джерело: *(The Block – BTC Pearson Correlation (30D) (The Block, 2025))*

Також варто відзначити, що макроекономічні фактори теж мають вплив і з поступовою інтеграцією актива цей вплив тільки посилюється. Bitcoin чутливий до монетарної політики, наприклад ставка Федеральної резервної системи США, яка мала значний вплив в період 2022-2023 років (див. рис. 7), коли задля боротьби з інфляцією відбувалося її підвищення, що робило запозичення дорожчим, зменшувало загальну ліквідність в економіці та знижувало апетит інвесторів до ризикових активів (NewHedge, 2025). Проте важко з повною впевненістю сказати про прямий вплив макро факторів, адже саме в період 2022-2023 років ринок переживав декілька крупних крахів та не найкращі свої часи і переважно багато факторів все ж свідчать про те, що на ринку криптовалюти продовжують домінувати спекулятивні фактори над фундаментальними.

Технологічні інновації в екосистемі блокчейну радикально трансформують економіку криптовалютного ринку, сприяючи децентралізації фінансових потоків, зниженню бар'єрів входу та створенню нових моделей монетизації. Ці зміни не лише оптимізують ліквідність і транзакційні витрати, але й стимулюють залучення капіталу через інноваційні механізми, такі як децентралізовані фінанси, невзаємозамінні токени, Web3-інфраструктура та ігрові фінанси.

Bitcoin vs Federal Funds Rate

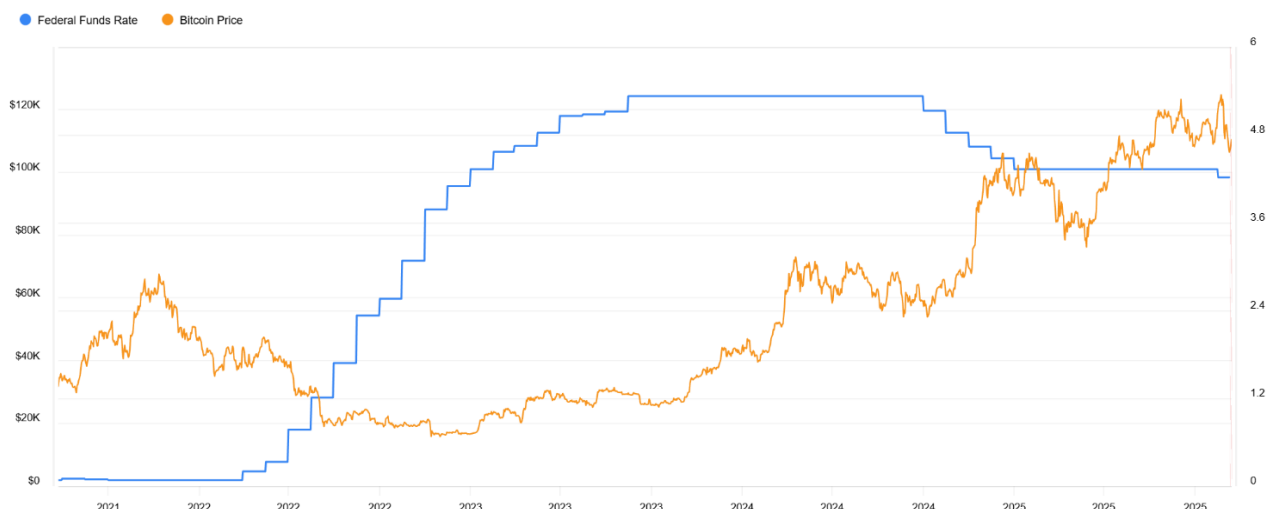


Рис. 7. Ставка ФРС США та ціна BTC з 2020 по 2025 роки

Джерело: (NewHedge – Bitcoin vs Federal Funds Rate (NewHedge, 2025))

Децентралізовані фінанси революціонізували структуру ліквідності, переміщуючи її з традиційних централізованих платформ до автоматизованих маркет-мейкерів, де ліквідність генерується через пули користувачьких вкладів. На кінець 2024 року загальний TVL у DeFi склав 129 млрд. доларів США і цей ріст склав вражаючі 137%. За даними DeFi Llama переважну частину ринку продовжує займати Ethereum з часткою у 55%, далі йде Solana яка показала значний ріст за рік з 2,5% до 7,3%, далі в списку йдуть Tron, Bitcoin, Binance Smart Chain та інші (Kranjес, 2025). За графіком відношення об'ємів капіталізації чітко видно позитивний тренд розвитку DeFi бірж та поступове набування своєї «справедливої» частки ринку і наразі вона сягає близько 20% (див. рис. 8) (The Block, 2025). Модель децентралізованих фінансів зменшує залежність від посередників, забезпечуючи миттєву доступність активів і знижуючи спреди порівняно з традиційними біржами, але водночас вводить ризики імперманентної втрати для постачальників ліквідності.

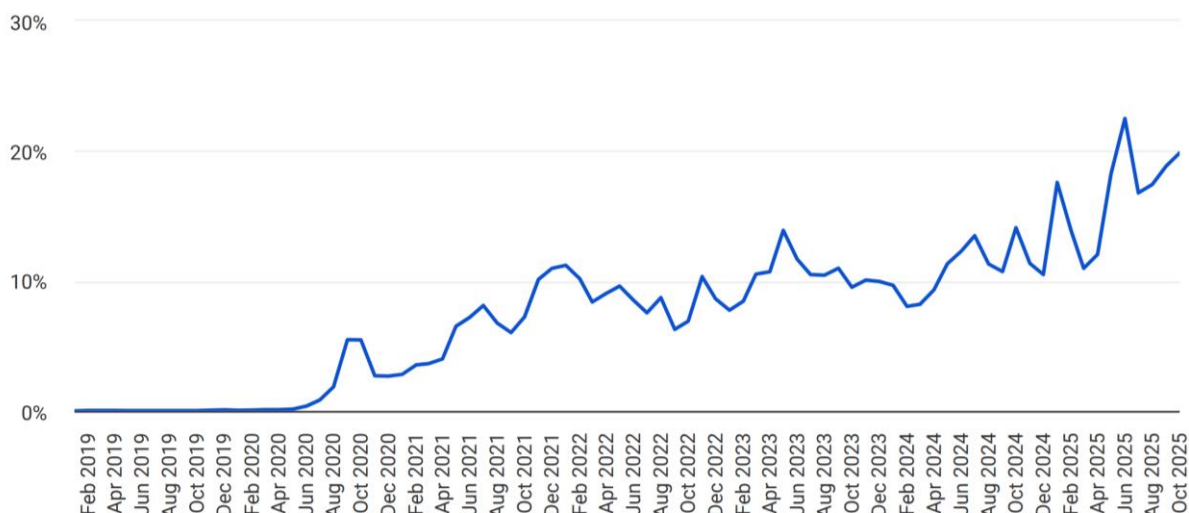


Рис. 8. Відношення об'ємів бірж DEX та CEX (%) з 2019 по 2025 рік

Джерело: (The Block – DEX to CEX spot trade Volume (%) (The Block, 2025)

Невзаємозамінні токени або NFT трансформували джерела доходу, еволюціонуючи від колекційних активів до інструментів власності цифрових товарів, з роялті, що генерують пасивний дохід для творців. На кінець 2025 року глобальна капіталізація NFT сягнула 3,2 млрд дол. США, з добовим обсягом торгів у 4 млн. доларів США, що наразі є далеким від піку популярності та цінності, де 5 квітня 2022 року капіталізація становила 17,1 млрд. доларів США (див. рис. 9) (CoinGecko, 2025). Передусім це вказує на стабілізацію ринку та його учасників та формує певний етап еволюції та потенціал для подальшого розвитку.



Рис. 9. Загальна капіталізація NFT 2017-2025 роки

Джерело: (CoinGeko – Global NFT Stats (CoinGecko, 2025))

Важливим етапом сьогодення є процеси регуляризації криптовалютної індустрії, адже її розвиток вже давно вийшов з меж уваги звичайних ентузіастів. Переважна кількість регуляторних змін спрямовані передусім для захисту інвесторів, адже ринок залишається вразливим не тільки до технічних атак, а також до маніпулятивних схем. Загалом світ ще неоднозначно сприймає криптовалютні активи, адже наприклад з одного боку США, які поступово проводять інтеграції, створюють та розвивають рамкову структури регулювання з модернізації правил для посередників та встановлення рамок для дистрибуції криптоактивів, з акцентом на розмежування цінних паперів (SEC) та деривативів (CFTC). З іншого боку Китай, який ввів повну заборону на торгівлю та майнінг криптовалюти з 2021 року і дозволяє криптовалюти тільки Гонконгу у вигляді стейблкоїнів з ліцензією з липня 2025 року.

В цілому таке обережне ставлення до системи криптовалют передусім обумовлене великими крахами за таку коротку історію її становлення, постійними крадіжками та зловмисними діями. Наприклад відносно нещодавні крахи біржі FTX та стейблкоїну Terra і токenu Luna створюють небезпідставне скептичне відношення до ринку криптовалютних активів, як до інвестиційного середовища. Втрати від колапсу децентралізованої системи Terra та Luna в сумі становили близько 60 млрд. доларів США і Three Arrows Capital, який вважається одним із найдосконаліших крипто-хедж фондів, зазнав таких катастрофічних збитків через крах Terra Luna, що лише за кілька тижнів фонд перейшов від управління активами на суму 10 мільярдів доларів до банкрутства, що спричинило ланцюгову реакцію банкрутств – Voyager Digital, Celsius Network, Genesis Asia Pacific, BlockFi, Alameda Research і нарешті FTX (Grzesiak, 2022). Криптовалютна біржа FTX була однією з найбільших і найнадійніших у світі, оцінювана в понад 32 млрд. доларів на піку свого розвитку. Її швидкий крах шокував фінансовий світ після того, як було виявлено масове нецільове використання коштів клієнтів (Reiff, 2025). Відповідно що такі послідовності крахів, в короткі часи спричинили шок у криптоіндустрії, підірвавши довіру,

посиливши регулювання та нагадавши інвесторам про ризики, пов'язані з нерегульованими ринками та продуктами.

Викрадення криптоактивів залишається актуальною проблемою і досягається через вразливості централізованих бірж та інших зовнішніх сервісів, поганий захист ключів користувачів та фішингові кампанії. Також можлива вразливість через помилки, які допускають розробники в програмному забезпеченні смарт-контрактів і спричиняють викрадення шляхом експлуатації логіки контракту. Регулярні звіти демонструють, що саме і кіберзлочинність і шахрайство лишаються основним джерелом фінансових втрат у крипто секторі. За звітом Chainalysis від 2024 року наглядно видно що останні 4 роки підряд сума викрадень через хакерські атаки сягала більше 1 млрд. доларів. Об'єм викраденої криптовалюти за 2024 рік зріс на 21,07% в порівнянні з річним обчисленням за 2023 рік і склав 2,2 млрд. доларів, а кількість окремих випадків атак зросла з 282 в 2023 році до 303 в 2024 році (див. рис. 10). Графік розподілу викраденої суми по платформах-жертв ясно дає зрозуміти, що найбільше піддаються атакам та взломам DeFi та централізовані сервіси (див. рис. 11) (Chainalysis Team, 2025). Ці дані ясно дають зрозуміти про ризики інвестування та торгівлю криптовалютами, проте також вони дають розуміння, що сама система ще є не цілком розробленою та сформованою і такі ризики залишають на ринку тільки кращих з найкращих і формують нові інноваційні підходи до розвитку та подолання таких недобросовісних атак.

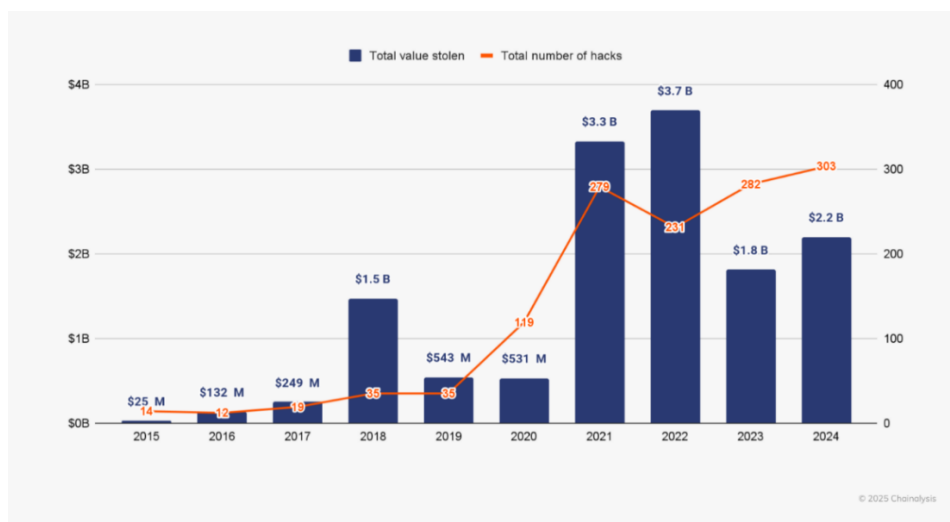


Рис. 10. Об'єм викрадень криптовалюти та кількості атак з 2015 по 2024 роки
Джерело: *(The Chainalysis 2024 Crime Report – Yearly total value stolen in crypto hacks and number of hacks (Chainalysis Team, 2025))*

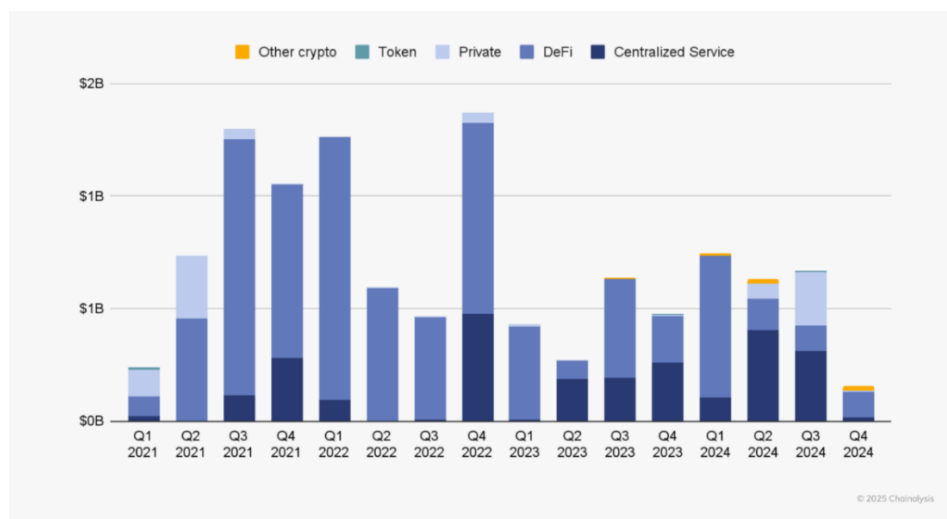


Рис. 11. Об'єм викрадень криптовалюти за платформами Q1 2021 – Q4 2024
Джерело: *(The Chainalysis 2024 Crime Report – Amount of funds stolen by victim platform type (Chainalysis Team, 2025))*

Інституціоналізація крипторинку, яка відбулася в 2024 році, стала надзвичайною подією в криптовалютній індустрії, яка відбулася через ETF та ліцензовані біржі, перетворюючи спекулятивний нішевий актив на масове рішення для інвестування. ETF (Exchange-Traded Fund) – це біржовий інвестиційний фонд, який торгується на фондових біржах, як акція. Він відстежує ціну базового активу, дозволяючи інвесторам купувати «пакет» активів без прямого володіння ними. Успіх Bitcoin ETF перевищив навіть найоптимістичніші прогнози. Трохи більше ніж за рік після запуску ці

інвестиційні інструменти залучили безпрецедентний капітал, фундаментально змінивши ландшафт інвестування в криптовалюту. Наприклад передова компанія інвестор в BTC BlackRock зі своїм BlackRock IBIT мали 87,5 млрд. доларів США активів під своїм управлінням та за один рік отримали 98,2% з чистим притоком у 37,5 млрд. доларів США. Також з етапом інституціоналізації активів спостерігалися послідовні зміни в інвестиційній структурі BTC, де до прийняття ETF (2020-2023 роки) середня щоденна волатильність становила 4,2%, в свою чергу після прийняття ETF (2024-2025 роки) вона впала до показників 1,8% середньої щоденної волатильності та великі коливання цін (20%+) стали поступовою рідкістю. Також варто відмітити долю ринку Американських ETFs в торговому об'ємі Bitcoin, який в 2025 році складає близько 48%, посунувши до цього великого лідера Binance з долі у 42% до 22% частки торгового об'єму (Rida, 2025). З певних негативних наслідків варто відзначити збільшення кореляції BTC з традиційними ринками на більш фундаментальній основі через великі припливи капіталу, а також подальші виклики які пов'язані з ризиками падіння інституційного попиту в недалекому майбутньому після початкового сплеску, як це було з NFT.

Real World Assets або «реальні активи світу» – це процес токенизації будь-яких традиційних активів на блокчейні. Замість фізичного володіння, ці активи перетворюються на цифрові токени, які можна легко торгувати, розділяти на частки та використовувати в DeFi. Це ще один напрям, який набув стрімкого розвитку, роблячи інвестиції доступнішими з низьким порогом входу та меншою кількістю бюрократії. RWA набув «тихої» популярності в 2024-2025 роках на фоні успіхів ринку криптовалютних активів та прийняття Bitcoin та Ethereum ETF, що спричинило швидке зростання ринку: з 5 млрд. доларів США у 2022 році до близько 24 млрд. доларів США у червні 2025 року, що становить приріст у майже 380%. І зростання на цьому не зупиняється – Boston Consulting Group прогнозує обсяг ринку в 16 трлн. доларів США до 2030 року (див. рис. 12), тоді як Standard Chartered прогнозує 30,1 трлн. доларів США до 2034 року. Цьому зростанню також сприяють регулятивні органи такі як Комісія з цінних паперів і

бірж США (SEC), які підтримують торгівлю токенизованими цінними паперами на децентралізованих платформах (Peng, 2025). Але напевно головним рушієм такого тренду є конкурентний тиск, адже кожен актив, який залишається виключно офчейном, стає менш ліквідним, менш доступним та дорожчим для торгівлі порівняно з токенизованими альтернативами. Фінансові установи, які чинять опір токенизації, ризикують стати жертвою, коли їхні активи та послуги будуть втрачати популярність на фоні першопроходьців. Також варто відмітити, що інтеграція RWA з блокчейном, знижує транзакційні витрати та час клірингу з днів до секунд.

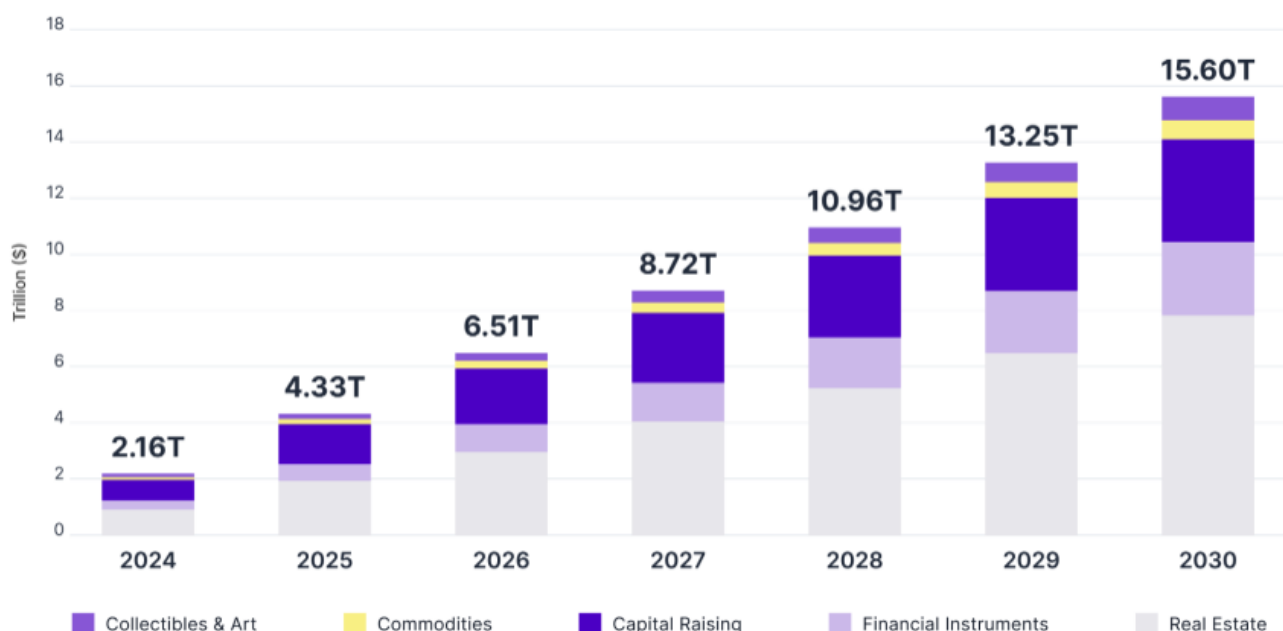


Рис. 12. Прогноз розміру ринку токенизованих активів 2024-2030 роки Onchain Team

Джерело: (Onchain Team: *Real-World Assets for Real-World Purposes – an Impact Analysis* (Onchain Team, 2025))

Через визначені особливості ринку криптовалют він домінується роздрібними інвесторами, що призводить до чутливо виражених поведінкових ефектів, таких як FOMO (fear of missing out) та herd behavior (стадна поведінка). За даними Chainalysis від 2023 року, понад 70% власників криптовалют – це індивідуальні інвестори з активами менше 10 000 доларів, на відміну від інституційних ринків (Sigalos, 2025). Звичайно в контексті сьогоденної

інтеграції криптовалюти з фінансовими інституціями така доля є меншою, проте вона залишається значущою. Виходячи з постійної функціональності та доступності ринку такі поведінкові ефекти як FOMO проявляються в масових покупках під час «бичачих» трендів на ріст, як у випадку з мем-коїнами, де ціни зростали на тисячі відсотків за тижні через соціальний тиск та масову популяризацію. Прикладом такого мемкоїну можна вважати TRUMP – токен Дональда Трампа, реліз якого відбувся всього за три дні до інавгурації Трампа як 47-го президента США 17 січня 2025 року. Токен мав дуже потужну новинну основу, що дало можливість за дні зайняти 19-е місце за капіталізацією сфери криптовалют із загальною вартістю майже 13 мільярдів доларів, такий сплеск приніс користувачам, котрі придбали цей актив на початку більше 1600%+ і це є класичним прикладом FOMO поведінки інвесторів (CoinMarketCap, 2025). «Поведінка стада», у свою чергу, посилює кореляцію всередині криптоактивів, що збільшує системний ризик, роблячи ринок вразливим до панічних продажів чи покупок і створює можливість великої спекулятивної угоди, що теж спостерігається в прикладі з мемкоїном TRUMP.

Результатом всього відносно короткого шляху криптовалютних активів є їх поступова інтеграція у глобальну фінансову систему та створення нових ніш як для інвестування, так і для модернізації традиційних фінансових активів. Поступове покращення системи та вирішення головних проблем з безпекою та масштабованістю також створюють умови реалізації першочергової задумки використання криптовалюти як засобу платежу без третьої довіреної особи, що може кардинально змінити представлення сьогоденної фінансової системи. Однак інтеграція залежить від подолання фрагментації: стандартизація, інтероперабельність та глобальні рамки є критичними. Ризики включають системне поширення кібератак на інфраструктуру та регуляторну діяльність проти DeFi та прийняття криптовалюти на світовому рівні будь-де. Оптимістичний сценарій передбачає симбіоз з CBDC, песимістичний – сегментацію на «регуляторні оазиси» як Сінгапур та ОАЕ та місця заборони як Китай.

1.3. СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО ФОРМУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ НА КРИПТОВАЛЮТНОМУ РИНКУ

Інвестиція – це використання та розміщення капіталу задля отримання майбутньої економічної вигоди у вигляді доходу, приросту капіталу чи будь-якої іншої економічної вигоди. Кожній інвестиції притаманний свій ризик, який залежить від специфіки ринку інвестування, та який створює можливості як для позитивного так і негативного результату.

Інвестиційна стратегія характеризується планом та набором правил і процедур, які визначають які активи придбати чи продати, в якій пропорції, коли та й за якими умовами здійснювати операції, а також як контролювати та ребалансувати портфель інвестицій. Іншими словами, стратегія – це план реалізації інвестиційних рішень задля досягнення конкретних економічних цілей з урахуванням обмежень та ризиків. Такі стратегії залежать від безлічі факторів, які допомагають індивідуальним або групі інвесторів чи інвестиційним інституціям досягати результатів в довгостроковій та короткостроковій перспективі. Інвестиційні стратегії дуже варіюються і не мають універсального плану, тому те, що працює для одного інвестора, може не працювати для іншого (Chen, 2025). Тому з часом інвесторам слід переглядати та коригувати свої стратегії, щоб узгодити свої портфелі зі зміною обставин та поточними настроями на ринку. Інвестори можуть вибирати між вартісним інвестуванням та інвестуванням у зростання, а також від консервативних до більш ризикованих підходів. Здебільшого більш ризикові підходи орієнтуються на короткі часові інтервали, і такий вид діяльності називається трейдингом. Поняття інвестиції та трейдингу не є жорсткими категоріями, а є континуумом, який залежить від мети, горизонту та правил поведінки.

Формування інвестиційних стратегій на криптовалютному ринку характеризується унікальними викликами, які зумовлені його структурними особливостями та поставленими цілями й можливо допустимими ризиками

інвестора. Проте загалом найпопулярніші сучасні підходи до формування інвестиційних стратегій пов'язаних з крипто можна класифікувати наступним чином, в контексті часового проміжку (Bozzetto & Basso, 2023):

- пасивні інвестиційні стратегії на кшталт HODL чи індексні кошики з топ 10 активів за ринковою капіталізацією, де прибуток походить не від тактичного трейдингу, а від гіпотези ефективного ринку та його зростання й розвиток як класу активів;
- активні ринкові стратегії характеризуються активним управлінням позиціями, яке орієнтоване на ринкові коливання, тренди та системний трейдинг за технічними індикаторами;
- арбітражні або ліквідні стратегії являють собою використання цінових чи ринкових або структурних неефективностей для отримання прибутку з відносно низьким ринковим ризиком;
- факторні стратегії представляють застосування кількісних моделей до криптоактивів: відбір активів за певними ознаками, побудова портфелів на основі статистичних або економетричних критеріїв;
- DeFi-орієнтовані стратегії мають на меті залучення капіталу в децентралізовані фінанси DeFi з ціллю отримання винагород – не лише з приросту ціни активу, а з надання ліквідності, стейкінгу чи лендингу;
- on-chain й поведінкові стратегії характеризуються використанням даних із блокчейну та поведінкових чи мережевих метрик для інвестування чи торгівлі: аналіз руху коштів, балансу адрес, створення нових адрес, показників ринку токенів тощо;
- інвестиційні стратегії, які базуються на новинних сигналах та швидких колективних панічних трендах, де відкриття позицій та торгівля відбувається основі очікуваних або вже оприлюднених подій.

У криптовалютній екосистемі домінує не стільки вибір однієї чистої стратегії, скільки їхня гібридизація. Поширеним прикладом є поєднання пасивного HODL підходу формування портфелю з частковим розміщенням

активів у DeFi інструментах (консервативний підхід). Хоча і загалом пасивних інвесторів, які розподіляють частину або весь капітал в Bitcoin і чекають «гарантований» ріст доволі велика (див. рис. 13) (Bitcoin Magazine Pro, 2025). Даний графік зображує пропозицію довгострокових утримувачів і стосується загальної пропозиції BTC, які утримується організаціями і це утримання триває протягом 155 днів або більше. Можна спостерігати циклічність на локальних часових вершинах та на локальних низинах ціни Bitcoin, де інвестори скорочують свої позиції через можливості вигідної ціни продажу та надмірного страху падіння. Проте загальний тренд довготривалих інвесторів є стабільно зростаючим.

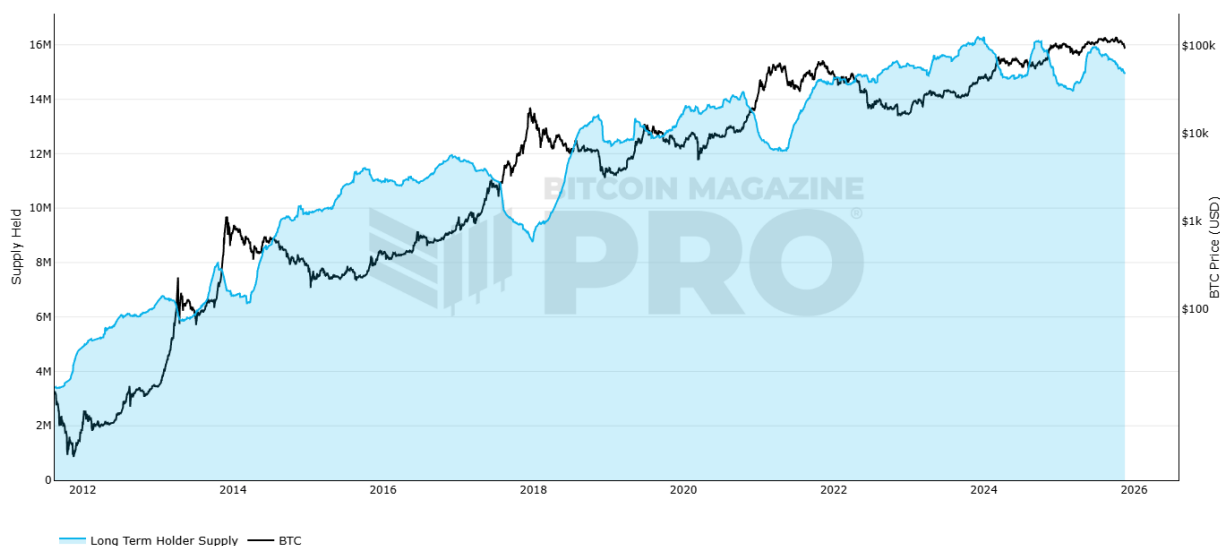


Рис. 13. Довгострокова пропозиція інвестора та ціна BTC

Джерело: (Bitcoin Magazine PRO - Bitcoin: Long Term Holder Supply (Bitcoin Magazine Pro, 2025))

Криптоактиви можуть виступати як основна платформа інвестування – для тих інвесторів, що свідомо концентруються на цьому класі активів, так і як елемент диверсифікації у гібридному портфелі для захоплення альтернативної бета-доходності та усередненню ризику.

Окремо варто виділити специфічний для крипторинку інвестиційний підхід – майнінг, який має всі атрибути капіталовкладення: первинні капітальні витрати на апаратне забезпечення, операційні витрати та прогнозовані потокові

доходи у вигляді криптовалютних нагород і комісій. Рентабельність майнінгу визначається ринковою ціною монети, складністю мережі й вартістю енергії, що зумовлює його поведінку як інвестиції зі змінним грошовим потоком, чутливим до стану ринку.

Специфіка криптовалютного ринку дещо обмежує фундаментальний аналіз як такий, адже активи криптовалют часто не мають традиційних фінансових звітів або стійкої історії доходів та витрат, які можна було б аналізувати за закономірностями корпорацій (Corporate Finance Institute, 2024). Така ситуація створює певний «вакуум» «фундаментальної» інформації. Окрім цього, криптовалютний ринок характеризується високою волатильністю, значною долею спекулятивної активності та часто слабкою регуляторною базою, що знижує ефективність фундаментального підходу. Проте навіть там, де криптовалютний проєкт має докладну технічну документацію, команду розробників, токеноміку, існує значна невизначеність щодо довгострокового розвитку, безпеки та достовірності, що унеможливлює побудову стандартної моделі дисконтування грошових потоків.

У контексті цих фундаментальних обмежень зростає значення технічного аналізу, з боку класичного підходу – дослідження історії цін, обсягів торгів, тенденцій, патернів графіків та статистичних індикаторів (Altrady, 2024). В криптовалютному середовищі технічний підхід виявляється більш адаптованим до швидко змінюваного середовища. Він знайшов широкий спектр застосування та має потенціал розвитку в криптовалютній індустрії через доступність та детальність даних, які забезпечують біржі у відкритому доступі. Окрім технічних, у крипторинку набувають значення поведінкові та on-chain метрики. Наприклад, поведінкові метрики охоплюють поведінку учасників ринку: настрої, страх та жадібність, активність у соцмережах, кількість згадок, пошукові тренди тощо. Цей підхід впливає з теорій поведінкових фінансів – коли рішення інвесторів не завжди раціональні, а ринок може реагувати на психологічні чинники. В свою чергу, on-chain метрики – це унікальний клас показників для блокчейн-активів, що базуються на наявних даних мережі: кількість активних

адрес, об'єм транзакцій, «вік» монет, загальна заморожена вартість тощо. Здебільшого через фрагментацію екосистеми блокчейнів, кожен з них має власні правила зберігання та доступу до даних. Специфіка, модель даних та вид блокчейну являються ключовими факторами, що визначають, які дані доступні та як їх збирати. Тож уніфікація on-chain показників можлива на базових рівнях, наприклад кількість транзакцій та кількість активних адрес в мережі.

Основою будь-якої стратегії є доступ до якісних і своєчасних даних, які можна класифікувати за трьома рівнями: біржові, ончейн та дані настроїв. Біржові дані отримуються через загально доступне API централізованих (CEX) та децентралізованих (DEX) бірж. Зокрема, Binance API забезпечує доступ до історичних OHLCV (open-high-low-close-volume) свічок, книжка замовлень позицій (order book), торгових угод та ф'ючерсних метрик з роздільною здатністю до 1 хвилини, що робить можливим та ефективним застосуванням алгоритмічних підходів торгівлі, технічного аналізу та методів машинного навчання. Ончейн аналітика, дані котрої доступні через платні платформи Glassnode та CryptoQuant та безкоштовну Dune, надає метрики мережевої активності: хешрейт, кількість активних адрес, обсяги транзакцій у мемпулі, NVT-коефіцієнт (network value to transactions ratio), що слугують провідними індикаторами фундаментальної вартості та мережевої активності. Такі метрики дозволяють не тільки фокусуватися на технічних індикаторах, а і підкріплювати рішення реальними показниками блокчейна.

Аналітичні методи технічного аналізу трансформують сирі дані у торгові сигнали. Значне коливання цін на криптовалютному ринку як раз активно сприяє застосуванню підходів технічного аналізу як для короткострокової торгівлі, так і для пошуку «точки» входу для довгострокової позиції. Через особливості крипторинків, які працюють цілодобово, без вихідних, що генерує величезний обсяг даних у реальному часі та таких платформ як TradingView чи Binance, які інтегрують технічний аналіз безпосередньо в інтерфейс, спостерігається широка популярність такого підходу. Технічний аналіз хоч і залишається доволі популярним, все ж страждає ще від стадії формування крипто ринку, адже певна

інформаційна кампанія та маніпуляції можуть фактично перекрити весь пророблений аналіз ринку (AlgosOne, 2024). Доступних індикаторів для аналізу активу існує велика кількість, найбільш популярними є наступні: RSI, MACD, лінії Боллінджера, хмара Ічімоку, рівні підтримки та супротиву, рівні корекції Фібоначчі, адаптовані до крипто-таймфреймів будь-якого часового розрізу, що демонструють статистичну значущість у трендових фазах.

Машинне навчання радикально розширює можливості прогнозування, моделювання та управління ризиками. Традиційно це робилося за допомогою лінійних моделей, але при розвитку та оптимізації вводяться нелінійні підходи, які враховують динаміку даних у реальному часі та волатильність. Через відкритий доступ до великих об'ємів даних та швидкість їх отримання високу популярність нині здобуває алгоритмічний трейдинг та ШІ боти, які на основі Big Data формують комплексні модельовані рішення задля досягнення оптимального результату. Методи глибинного машинного навчання у вигляді рекурентних нейронних мереж RNN та її покращена версія LSTM ефективні для моделювання нелінійних залежностей у часових рядах. Також класичні підходи машинного навчання, такі як регресія та класифікація, які можуть використовувати складніші методи градієнтного бустингу та дерев рішень, які зазвичай перевершують лінійні методи у задачах моделювання, проте схильні до перенавчання, що вносить свої виклики (Zhu, 2023). Концепція навчання без вчителя включає в себе підходи кластеризації, які доцільно використовувати для сегментації активів за ризиком чи режимом ринку, що дозволяє специфікувати подальші моделі на різних сегментах та прибрати зайві шуми (Koki et al., 2020). Навчання з підкріпленням оптимізує динамічне управління позиціями та навчає моделі на основі «винагород» (наприклад, максимізація прибутку з мінімальним ризиком), дозволяючи моделі адаптуватися та вчитися на помилках. Цей широкий спектр методів та концепцій надає можливості до формування спеціальних складних моделей, які автоматизовано працюють чи формують додаткову інформацію для прийняття рішень.

Сьогоднішні підходи до моделювання фінансових та криптовалютних ринків характеризуються поєднанням методів різної складності, які інтегруються в єдині багаторівневі рішення для розв'язання прикладних завдань. Наприклад, у роботі Agakishiev et al. (2025), у якій запропоновано дворівневий підхід до формування інвестиційної стратегії на основі криптовалютного індексу CRIX, що поєднує ідею режимів ринку та методи підкріплювального навчання. На першому етапі, спираючись на ринкові показники Bitcoin та їх 30-денні ковзні агрегати, автори виділяють п'ять окремих станів, серед яких три інтерпретуються як базові режими (low volatility, high volatility, distress), а два виконують роль буферних зон між ними. Для зменшення частоти штучних переходів між режимами та кращого відображення моментів структурних змін ринку запроваджується система порогів за волатильністю й квантилями доходності, а також спеціальний ваговий механізм у функції втрат, який підсилює внесок спостережень у моменти зміни режиму. Це дає змогу застосувати рекурентну нейронну мережу LSTM у постановці навчання з учителем для прогнозування станів ринку на основі послідовностей даних. Другий етап методології стосується безпосереднього управління часткою інвестиційного капіталу на основі ринкових індикаторів Bitcoin та прогнозованих режимів ринку. Для цього автори використовують алгоритм підкріплювального навчання Proximal Policy Optimization. Загальна інвестиційна стратегія порівнюється у трьох конфігураціях: без урахування режимів, із використанням лише домінуючого режиму та із використанням повного вектору ймовірностей. Як наслідок дослідниками було виявлено, що режимно-залежні моделі на етапі навчання демонструють вищі показники накопиченого прибутку та кращий профіль ризику порівняно з базовою специфікацією без режимів. Це свідчить про доцільність урахування структурних станів ринку при побудові алгоритмічних стратегій. Водночас автори підкреслюють, що на валідаційних і тестових вибірках істотного та стабільного покращення показників Sharpe Ratio та доходності відносно моделей без режимів зафіксувати не вдалося, що вони

пов'язують із високою нестальціонарністю криптовалютного ринку та малою вибіркою даних дослідження.

Дослідження, виконані в контексті фондових ринків, також мають суттєву інформаційну цінність для розробки інвестиційних стратегій на ринку криптовалют. Зокрема, у магістерській роботі Zhang (2019) запропоновано підхід до побудови інвестиційної стратегії на фондовому ринку США з використанням кількох моделей машинного навчання для одноденного прогнозу відносної дохідності акцій. Основна ідея полягає у крос-секційному моделюванні: для кожного торгового дня та кожної акції з вибірки індексу S&P 500 моделюється ймовірність того, що її дохідність наступного дня перевищить крос-секційну медіану. Отримана прогнозна ймовірність інтерпретується як «сила сигналу» на купівлю чи продаж активу, на якій базується подальша інвестиційна логіка ранжування акцій. На цій основі формується портфель довгих позицій з n акцій з найвищими значеннями прогнозової ймовірності перевищення медіанної дохідності та коротких позицій з n акцій із найнижчими значеннями ймовірності. Такий підхід дозволяє здійснювати відбір активів у відносних, а не абсолютних показниках, що певною мірою згладжує вплив короткострокової ринкової волатильності. Найкращі показники якості прогнозу та інвестиційної ефективності продемонструвала бустингова модель XGBoost. Додатково були розглянуті модифікації базового підходу: так звані вертикальні та горизонтальні ансамблі моделей, а також комбінування первинної класифікаційної моделі з регресійною моделлю для уточнення очікуваної величини майбутньої дохідності, що дозволило підвищити річну прибутковість портфеля та покращити значення Sharpe Ratio. Результатом дослідження стало досягнення на фондовому ринку США показників річної прибутковості та Sharpe Ratio на рівнях 1,1328 та 2,8832 відповідно, що суттєво перевищує еталони індексного інвестування.

Використання штучного інтелекту для формування торговельних стратегій та управління портфелями у 2025 році стає одним із ключових трендів, охоплюючи значну частину глобального торговельного обсягу. Алгоритми

машинного навчання та ШІ-агенти здійснюють аналіз мультичейн-активів, поєднуючи оцінку ринкових настроїв та мікроструктурних даних, що підвищує ефективність прийняття рішень і знижує ризики. Водночас виклики, пов'язані з перенавчанням моделей, побудовою якісної та інтерпретованої схеми формування інвестиційної стратегії, а також концентрацією алгоритмічних рішень у великих учасників ринку, зумовлюють потребу у гібридних підходах, які поєднують різні методи прогнозування та адаптивні механізми розподілу капіталу.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ МОДЕЛЮВАННЯ ІНВЕСТИЦІОННИХ СТРАТЕГІЙ НА КРИПТОВАЛЮТНОМ РИНКУ

2.1. КОНЦЕПТУАЛЬНА СХЕМА ДОСЛІДЖЕННЯ

Слід зазначити, що концепція дослідження будується виключно навколо підходів машинного навчання та алгоритмічного програмування, і загальною поділяється на перші три головних етапи моделювання та останній етап оптимізації алокації капіталу інвестування (див. рис. 14).

Етап 1

- Сегментація фаз криптовалютного ринку за показниками волатильності, тренду, ончейн-активності та настроїв
- Сегментація часових рядів
- Модель класифікації станів ринку (відображає часову структуру режимів волатильності, трендостійкості, ончейн-активності та поведінкових індикаторів і використовується як інструмент ризик-менеджменту й алокації капіталу)

Етап 2

- Оцінка «перевершення» дохідності окремого активу медіанної дохідності топ-5 активів за капіталізацією
- Моделі градієнтного бустингу LightGBMClassifier
- Моделі для відбору long/short-кандидатів за рейтингом ймовірності та визначення параметрів тривалості та надійності сигналу для алгоритмічної алокації капіталу

Етап 3

- Прогнозування очікуваної сили руху у межах відібраних активів
- Модель градієнтного бустингу LGBMRegressor
- Ранжування активів за очікуваною силою руху для масштабування розміру позиції

Етап 4

- Формування портфеля та його адаптація до фаз ринку та результатів моделювання
- Застосування алгоритмічних підходів до алокації капіталу
- Тестування стратегії алокації капіталу

Рис. 14. Концептуальна схема дослідження

Джерело: авторська розробка

В роботі пропонується створення комплексу моделей, які дозволяють розробити рекомендації стосовно формування інвестиційних стратегій на криптовалютному ринку та алокації торгового капіталу в умовах невизначеності та високої волатильності.

Виявлення структурних фаз ринку дозволяє ідентифікувати фундаментальні закономірності функціонування криптовалютного ринку та зрозуміти механізми переходу між різними станами ділової активності. Сегментація ринку на окремі режими: активного зростання; спаду й високої волатильності; накопичення та бокового руху – дає можливість виділити відмінні закономірності волатильності, асиметрії розподілу прибутковостей, стійкості трендів, рівня ризику та активності ончейн-процесів. Сам ринок визначається агрегованим індексним представленням на основі ринково зважених показників капіталізації групи відібраних активів і виступає інтегрованим відображенням загального стану ринку, що дозволяє уніфікувати структуру аналізованих факторів. Цей етап дає змогу зменшити вплив інформаційного та статистичного шуму, а також надає можливість формувати інвестиційні стратегії зі змінною експозицією до ризику та алокації капіталу.

Наступний етап включає в себе оцінку перевершення дохідності активу проти медіанної дохідності топ 5 активів за капіталізацією. Він дозволяє оцінити потенціал руху активу в короткостроковому періоді за допомогою класифікаційних методів та технічних індикаторів ринку в контексті його структурних фаз. Також цей етап виконує роль фільтраційного шару для формування інвестиційних торгових стратегій щодо окремих криптовалютних активів. На основі оцінених ймовірностей моделі, алгоритмічно формуються рейтингові списки активів, що дозволяє здійснювати їх систематичну фільтрацію: активи з високою ймовірністю перевищення ринкової медіани відбираються як кандидати для відкриття довгих позицій на купівлю, активи з низькою ймовірністю – як потенційні кандидати для коротких позицій на продаж, тоді як активи зі станами невизначеності або близькими до нейтральних значеннями ймовірностей відсіюються з метою мінімізації ризиків. Такий підхід

забезпечує структурований процес прийняття торгових рішень та підвищує стійкість інвестиційної стратегії в умовах мінливої ринкової динаміки.

Третій етап базується на оцінці очікуваної величини прибутковості відібраних активів для інвестування чи торгівлі регресійними методами, виходячи з поточного стану ринку та його технічних індикаторів. Цей етап дозволяє перейти від питання «напрямку» руху до кількісного виміру його потенціалу, який в свою чергу дозволить будувати алгоритмічні умови прийняття рішень алокації інвестиційного капіталу та визначити горизонт потенційної прибутковості активу. Також цей етап може розглядатися як ще один фільтраційний шар активів для інвестування, адже якщо ймовірнісна оцінка на попередньому етапі може дати переконливі показники, то така відповідність не обов'язково буде на етапі оцінки потенціалу руху, що дозволить відфільтрувати шуми. Таким чином, третій етап трансформує прогнозовані ринкові сигнали у кількісні параметри прийняття інвестиційних рішень та додаткового фільтрування, роблячи стратегію не лише адаптивною, а й структурно керованою та економічно обґрунтованою.

Останній етап концептуальної схеми стосується розподілу капіталу інвестування між активами виходячи з попередніх етапів моделювання та фільтрування активів. Суть полягає у формуванні структури портфеля залежно від змін ринкових умов та максимізації показника прибутковості інвестицій шляхом знаходження оптимальних ваг для результатів попереднього багат шарового моделювання.

2.2. СИСТЕМА ІНДИКАТОРІВ РИНКУ КРИПТОАКТИВІВ

На відмінну від традиційних фінансових активів, де привабливість в їх інвестування обумовлюється здебільшого аналізом фундаментальних показників бізнесу та ринку, криптовалютні активи не мають таких ознак в класичному економічному розумінні. В свою чергу, криптоактиви характеризуються своєю унікальною економічною моделлю – токеномікою (Langridge, 2021). Вона включає аналіз постачання та розподілу токена, утиліти, інсентивів та інших

факторів, що впливають на його цінність та стійкість. Такі моделі в детальному представленні найбільш характерні саме для нових криптовалют, котрі базуються на децентралізованих мережах та смарт-контрактах з програмуванням економічних правил і являються еволюційним етапом розвитку ринку. Із класичного представлення додається макроекономічний аспект, який має вплив на стан криптовалют, проте такий вплив є комплексним не тільки на конкретну монету окремо, а на цілу структуру криптовалютного ринку.

Загалом систему індикаторів привабливості криптоактивів формують технічні, статистичні, ончейн, поведінкові, а також загально ринкові характеристики активу, що дозволяє комплексно описати динаміку ринкового стану та його майбутнього потенціалу. Формування пропонованої системи індикаторів базується на поетапному аналітичному моделюванні, що включає сегментацію фаз ринку, класифікацію напрямку руху, прогнозування сили руху та подальший розподіл капіталу серед фільтрованих активів. Кожен індикатор виконує роль предиктора в одній або кількох моделях схеми дослідження, забезпечуючи узгодженість інформації між етапами.

Певну фундаментальну складову, окрім сучасної моделі токеноміки активу та впливу макроекономічних показників, відіграють саме ончейн дані, через їх особливість та можливість описання внутрішньої структури мережі, активність користувачів, ліквідність, обіг капіталу, поведінку довгострокових та короткострокових учасників, а також ступінь ризику, накопичення і розподілу токенів між інвесторами. Ончейн показники є непрямими індикаторами попиту, довіри інвесторів, органічності мережевої активності та рівня ризику в екосистемі активу. Виходячи з пояснень структури блокчейну, де усі транзакції, баланси, переміщення активів та дії учасників зберігаються у відкритій, незмінній і доступній для аналізу формі, все ж збирання уніфікованих ончейн метрик для будь-якої криптовалюти представляє виклики у складності та неоднорідності всіх архітектур блокчейнів, які суттєво відрізняються один від одного. Також навіть у межах однієї категорії блокчейнів різні мережі створюють різний рівень доступності ончейн факторів. Такі обмеження

накладаються у разі уніфікації ончейн метрик для відібраного набору криптовалютних активів.

Широку популярність в аналізі та моделюванні криптовалютного ринку набули саме технічні індикатори через унікальні особливості криптовалютного ринку: великої кількості даних і цілодобової торгівлі, а також домінування спекулятивних і поведінкових факторів в умовах високої волатильності. Така структура очевидно підсилює роль часових рядів ціни та обсягу як ключових носіїв інформації дій інвесторів. Повна доступність та інтегрованість класичних технічних індикаторів на біржах та криптовалютних платформах зумовила їх широке повсякденне використання, а також виявила ефективність їх використання на короткострокових структурах ринку. Адже історично трейдинг та торгова складова на ринку криптовалют розвивалася в середовищі спекулянтів, які саме в умовах обмеженості та невизначеності інформації у великій мірі покладалися на технічний аналіз. Технічні індикатори стали основою численних прогностичних моделей ринку. Найпоширенішими індикаторами є ковзні середні різних порядків (MA, EMA, SMA), індикатори імпульсу (RSI, ROC), індикатори трендового руху (MACD), волатильнісні індикатори (ATR, Historical Volatility), індикатори діапазону руху (Bollinger Bands, Donchian Channels) та індикатори ринкової структури (OBV, Volume Z-score, Market Breadth) (AlgosOne, 2024). Використання лагів дає змогу моделі вловлювати часову автокореляцію та імпульсні ефекти, характерні для крипторинку, що є частим використанням в сучасних підходах моделювання (Chan et al., 2024). Такі лаги застосовуються як додаткові предиктори у моделях класифікації напрямку та регресії сили руху. Загальна кількість технічних індикаторів незчисленна і продовжує свій активний розвиток включно на ринку криптовалют.

Також в систему індикаторів привабливості криптовалютних активів входить новинний фон та його поведінкові наслідки учасників ринку. Загалом такий вплив обумовлюється знову структурою ринку: його доступністю та низьким порогом входу, відсутністю жорсткої третьої регулюючої сторони та

цілодобовою безперервною торгівлею. Криптовалютний ринок також визначається емоціями інвесторів, швидкими змінами настроїв, інформаційним шумом та соціальними трендами. Тому поведінкові метрики стають повноцінними індикаторами попиту, ризику та динаміки цін. Наприклад найбільш популярними в ринковій структурі поведінковими показниками є індекси страху та жадібності (Fear & Greed Index), які можуть вказувати трендові складові, потенційні точки розвороту та загальні поведінкові настрої (Alternative, n.d.).

2.3. ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У ФОРМУВАННІ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ НА РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ

Застосування машинного навчання у формуванні інвестиційних криптовалютних стратегій супроводжується низкою викликів. Одним із найпоширеніших є нестабільність ринкових умов та висока шумова волатильність. Криптовалюти часто демонструють структурні злами – моменти, коли історичні закономірності перестають працювати. У таких умовах моделі легко потрапляють під ризик перенавчання, а їхня ефективність у реальних ринкових умовах різко знижується. Також на відміну від лінійних регресій або класичних фінансових індикаторів, складні моделі машинного навчання важко інтерпретувати, що обмежує їх застосування у фінансових інституціях, які вимагають пояснювальної складової для управління ризиками.

Сегментація фаз ринку криптовалют реалізується через метод прихованої марковської моделі, у якій система, що моделюється, розглядається як марковський процес із неспостережуваними станами. Тобто даний підхід дозволяє сегментувати часовий ряд на латентні режими з урахуванням часової динаміки, що характеризує криптовалютний ринок. Модель НММ (Hidden Markov Model) не є моделлю кластеризації у класичному її сенсі, але дозволяє виділити латентні стани, які можна інтерпретувати як кластери. Основна відмінність від класичних моделей кластеризації, це те що прихована марківська

модель кластеризує не точки, а структуру процесу у часі, що дає можливість знаходити схожі стани та робити ймовірнісні переходи між ними. У загальному випадку вважається марківська модель задається як $\lambda = \{S, \Omega, P, A, B\}$; $S = \{s_1 \dots s_n\}$ – стани; $\Omega = \{w_1 \dots w_m\}$ – можливі події; $P = \{\pi_1 \dots \pi_n\}$ – початкові ймовірності; $A = \{a_{ij}\}$ – матриця переходу; а також $B = \{b_{iw_k}\}$ – ймовірність спостерігати подію w_k після переходу в стан s_i . В даному підході використовується міра оптимальності, що є аналогом міри близькості в класичних методах кластеризації таких як k-means, і таким чином ітеративний підхід оптимізації ймовірності побудованої спостережуваної послідовності в подальшому дає змогу встановити якість моделі та наскільки велика ймовірність пояснити дані заданими параметрами. Алгоритм навчання НММ – це окремий випадок алгоритму очікування–максимізації (ЕМ), який повторює два етапи:

1. етап оцінювання, де при фіксованих параметрах моделі обчислюються ймовірності: перебування у кожному прихованому стані в кожний момент часу та перехід між станами. Цей етап використовує методику forward–backward алгоритму для обчислень, і фактично визначає наскільки кожен момент часу належить до того чи іншого стану;
2. етап максимізації при зафіксованих величинах перебування у кожному прихованому стані в кожний момент часу та переходів між станами виконує оновлення параметрів (P, A, B) , що максимізує ймовірність спостережуваної послідовності.

Загалом весь процес ітерації відбувається доти, поки не стабілізується лог-ймовірність, наблизившись до локального максимуму функції правдоподібності.

Використання цього підходу зумовлене тим, що криптовалютний ринок має приховані структурні стани, які проявляються через волатильність, імпульс, активність мережі та інші блокчейн показники. Модель дозволяє відокремити локальні фази зростання, падіння з високою волатильністю та періоду консолідації без жорстких припущень щодо форми розподілу або стабільності ринкових умов. Таким чином, НММ виконує роль фундаментального шару, який встановлює контекст для всіх наступних методів моделювання.

Для побудови багатofакторних моделей на великих об'ємах даних, підтримуючи одночасно високу швидкість та точність, в задачах класифікації та регресії все частіше застосовуються просунути підходи машинного навчання на базі алгоритмів градієнтного бустингу над деревами рішень. Одним з найбільш ефективних є Light Gradient Boosting Machine (LightGBM), який заснований на послідовній побудові ансамблю дерев із використанням градієнтної оптимізації функції втрат. Основна ідея методу полягає у мінімізації значення функціонала помилки шляхом ітеративного додавання дерев, що апроксимують напрямок найшвидшого зниження втрат, саме негативний градієнт.

На відміну від класичних параметричних моделей, де оцінка параметрів здійснюється за допомогою методу найменших квадратів (МНК), LightGBM працює в межах загальної парадигми Gradient Boosting Machine (GBM). У цій парадигмі модель мінімізує обрану функцію втрат в залежності від постановки задачі, використовуючи інформацію про перший і другий порядок похідних. Таким чином, LightGBM не потребує виконання передумов про нормальність, гомоскедастичність або некорельованість залишків, характерних для МНК.

Загальна адекватність моделі визначається за допомогою метрик якості прогнозування на тестовій вибірці процесу моделювання, таких як коефіцієнт детермінації, середньоквадратична помилка, середня абсолютна помилка, а для класифікаційних задач – AUC ROC, F1-міра, матриця помилок тощо. Такий підхід здатний узагальнювати інформацію та відтворювати складні нелінійні залежності з урахуванням оцінювання якості моделі та її надійності, при цьому спрощуючи сам процес моделювання і не встановлюючи додаткових обмежень.

Розподіл капіталу в межах дослідження розглядається як інтеграція алгоритмічних підходів на базі результатів застосування методів машинного навчання. Такі підходи забезпечують можливість коригування портфельних пропорцій залежно від ринкових умов, дозволяють формувати стратегічні рішення та підвищують ефективність інвестиційної стратегії в умовах високої невизначеності криптовалютного середовища. Поєднання класифікаційних і регресійних моделей із методами оптимізації дає змогу більш обґрунтовано

визначати ваги активів та прогнозувати їхню дохідність, що є ключовим елементом у побудові ефективної інвестиційної стратегії.

РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛЕЙ ФОРМУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ СТРАТЕГІЙ НА КРИПТОВАЛЮТНОМУ РИНКУ

3.1. ОБҐРУНТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ БАЗИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Попередній етап відбору криптовалютних активів до базового набору включав аналіз доступності даних та можливостей їх уніфікованого збирання. Через високу динамічність ринку значна частина сучасних альткоїнів, які сьогодні входять до переліку лідерів за ринковою капіталізацією, є відносно молодими проєктами, що не мають достатньо довгої історії існування (менше чотирьох років) або не представлені для інвестування й торгівлі на провідних криптовалютних біржах. Додатковою перешкодою у формуванні репрезентативного набору активів стала обмеженість ончейн даних для низки блокчейн проєктів, оскільки такі дані або були недоступними у відкритих джерелах, або містили недостатньо тривалий історичний період для повноцінного аналізу та подальшої уніфікації дослідження. Тож фінальний набір даних включав наступні активи за період від початку 2021 року до 31 жовтня 2025 року: AAVE, AVAX, BAT, BCH, BNB, BTC, DOGE, DOT, ETC, ETH, INJ, LINK, LTC, NEAR, PAXG, SOL, TRX, UNI, XLM, XRP. Збір даних здійснювався на основі відкритих API-інтерфейсів за допомогою Python скриптів та стандартних бібліотек, зокрема requests – для формування HTTP-запитів, та json – для обробки отриманих даних у форматі JSON відповідей. На цьому етапі Python скрипти зробили попередню обробку даних з фільтрацією визначеного дослідженням періоду та приведенням формату до загального виду, а також поєднанням кожного «шматка» даних у фінальний CSV файл, який використовувався для всіх подальших етапів дослідження та моделювання. Основними джерелами даних виступили такі платформи:

- історичні дані про криптовалютний ринок, що включає в себе цінові показники, обсяги торгівлі тощо – біржа Binance;
- Sanbase, Token Terminal, BitInfoCharts та CryptoQuant – історичні ончейн-дані, на основі яких були уніфіковані фактори ринкової капіталізації

активів, соціальної активності, кількості транзакцій, кількості активних користувачів у мережі та індексу страху і жадібності.

Подальші етапи аналізу, моделювання та оцінювання результатів було реалізовано у відкритому хмарному аналітичному середовищі Google Colab, що забезпечує зручність роботи з великими обсягами даних. Обчислювальні процедури виконувалися мовою програмування Python, із застосуванням спеціалізованих бібліотек для обробки даних (pandas, numpy), візуалізації (matplotlib, seaborn), масштабування даних (StandardScaler), побудови прихованих марківських моделей (hmmlearn), а також сучасних алгоритмів машинного навчання (LightGBM). Додаткові модулі бібліотеки sklearn.metrics використовувалися для розрахунку ключових метрик точності та якості моделей, що дозволило провести всебічний аналіз результатів та забезпечити валідність отриманих висновків.

Перший етап дослідження, який включає в себе розробку моделі сегментування режимів ринку криптовалютних активів, містить в собі наступні дії:

- відбір факторів, які найкраще описують режими ринку;
- уніфікація даних через формування індексного представлення ринку обраного набору криптовалют;
- проведення сегментації ринку та його режимів й отримання таблиць характеристик показників та візуальне представлення моделі;
- аналіз результатів кластерної сегментації.

Основна гіпотеза дослідження полягає в тому, що загальні стани криптовалютного ринку можна надійно ідентифікувати на основі поєднання трендових показників, факторів волатильності, поведінкових метрик, блокчейн-даних, а також індикаторів обсягу та ліквідності ринку. Виявлені режими ринку здатні відображати домінуючі ринкові умови, формувати інтерпретовану картину поточної ситуації та попереджати про потенційні ризики й можливості для інвестора. Крім того, такі режими можуть забезпечувати додаткову

інформаційну цінність для побудови наступних моделей машинного навчання, підвищуючи їхню прогностичну здатність та стійкість.

Для реалізації поставленої ідеї було сформовано узагальнений ринковий індекс на основі даних двадцяти відібраних криптовалютних активів, а саме: початковий набір даних містив окремі часові ряди для кожного активу, після чого було застосовано зважування за ринковою капіталізацією з метою отримання агрегованих ринкових показників. Такий підхід дав змогу усереднити поведінку активів різних масштабів, забезпечивши репрезентативність ринкового індексу та подальших факторів, що базуються на ньому. На основі цього індексу було розраховано низку показників, які увійшли до фінальної побудови моделі:

- трендові фактори: 30-денний кумулятивний тренд (`ret_30d_cum`), нахил 50-денної ковзної середньої за останні 10 днів (`ma50_slope_10d`), відхилення від 200-денного максимуму (`dd_200`), 90-денний згладжений трендовий рух (`ret_90d_cum_smooth`), ринкова ширина тренду – частка активів із позитивним 30-денним трендом (`breadth_trend_30d`), напрямна сталість руху (`dir_persist_30d`);
- фактори волатильності: частка негативної волатильності від загальної за 30 днів (`downside_share_30d`);
- фактори обсягу та ліквідності: z-score ринкового обсягу (`vol_z`), z-score показника оборотності активів (`turnover_z`);
- ончейн-метрики: нормована інтенсивність транзакцій (`tx_heat`), ширина підвищеної транзакційної активності (`tx_breadth`);
- поведінкові фактори: z-score показника соціальної активності (`soc_z`), нормоване значення індексу «Fear and Greed» (`fng_z`).

Проте використання довготривалих трендових показників та ковзних статистик призвело до природного скорочення доступної вибірки, оскільки розрахунок метрик із великими вікнами потребує наявності відповідної історичної глибини. Унаслідок цього початковий діапазон даних був зменшений, і фактичний обсяг спостережень, придатний до моделювання, охоплює період

від 21 липня 2021 року до 27 жовтня 2025 року, що вплинуло на побудову подальших моделей.

Після формування комплексної ринкової бази даних та розрахунку і відбору необхідних ринкових показників було проведено побудову власне прихованих марківських моделей на різній кількості станів для знаходження оптимального варіанту. За ітеративним методом та аналізом результатів показників AIC та BIC вручну було обрано три загальних режими ринку, що дало можливість об'єднати рекомендації щодо загальної інвестиційної активності в межах стану. Така кількість виявилася найбільш збалансованою з точки зору інтерпретованості, статистичної стабільності та придатності до подальшого використання у рамках інвестиційного моделювання. Визначені режими забезпечили можливість узагальнення ринкових умов у вигляді окремих фаз, що дозволило сформувані інтегровані рекомендації щодо загальної інвестиційної активності залежно від поточного стану ринку.

Другий етап моделювання був присвячений розв'язанню класифікаційної задачі, метою якої було виявлення залежностей між набором факторів та ймовірністю того, що певний актив в майбутньому покаже дохідність, вищу за медіанну майбутню дохідність п'яти найбільших за капіталізацією активів. На цьому етапі аналіз виконувався вже на рівні окремих криптовалют, що значно ускладнювало задачу через високу волатильність даних та значні щоденні коливання. Також навіть фільтрування активів, які перевищували медіанну дохідність п'яти найбільших за капіталізацією, далеко не зовсім вирішувало питання наявності суттєвого «шуму» в короткострокових показниках.

Рішенням таких проблем стали підходи перерахунку цільового показника, де він був обчислений тепер як майбутня чотириденна кумулятивна дохідність кожного активу та застосовано додаткову буферну зону задля уникнення випадкового шуму та хибних перевищень еталонної дохідності. Метод буферної зони передбачав порівняння різниці між майбутньою дохідністю активу та еталонною медіанною дохідністю з відповідним стандартним відхиленням цієї різниці в межах конкретної дати. Розмір буфера було визначено на рівні 15% від

даного стандартного відхилення, що дозволило виокремити справді значущі ринкові рухи й відфільтрувати неінформативні коливання.

Первинний підхід ґрунтувався на бінарній класифікації (0 – не перевищує, 1 – перевищує), проте він виявив обмеженість: модель погано розрізняла проміжні шумові ситуації й надавала їм штучно високі або низькі ймовірності. Це призводило до некоректної інтерпретації станів ринку. Для вирішення цієї проблеми було запроваджено мультикласовий підхід, де третій клас (2) позначав саме шумові або невизначені ситуації, коли різниця між активом та еталонним значенням потрапляла в буферну зону. Таким чином, фінальна постановка задачі другого етапу полягала у побудові мультикласифікаційної моделі, здатної визначати ймовірність того, що окремий криптовалютний актив у майбутньому чотириденному періоді продемонструє дохідність, яка суттєво перевищує або поступається медіанній майбутній дохідності топ-5 активів за капіталізацією. Модель мала не лише відокремлювати значущі рухи від негативних, а й адекватно ідентифікувати ситуації невизначеності, що не несуть корисного прогнозного сигналу.

Для вирішення такої задачі була обрана модель класифікації градієнтного бустингу LightGBM, яка є оптимальною для великих табличних даних як в кількості записів, так і в кількості факторів, а також здатна ефективно працювати з нелінійними залежностями, неоднорідними розподілами та взаємодіями між великою кількістю факторів і не потребує попереднього масштабування. Модель навчалася на підготовленій мультикласовій розмітці, а також для неї було сформовано розширений набір факторів, що описують поведінку криптовалютних активів у часовій та крос-секційній площині:

- трендові та прибуткові показники: `ret` – лагове повернення з моменту $t-1$ в момент t , `ret_4d`, `ret_7d`, `ret_14d`, `ret_30d`, `ret_60d` – ковзні суми щоденної дохідності, `ret_30d_cum_asset` – 30-денна кумулятивна дохідність на рівні ринку, `cs_mom_rank_7d` – крос-секційний ранг моментуму (ранжування активів у межах дня за 7-денною доходністю);

- показники волатильності: `rv_7d`, `rv_30d` – ковзні стандартні відхилення логарифмічної дохідності; `rv_shock` – шок волатильності, який порівнює короткострокову волатильність із її 30-денною нормою;
- крос-секційні ринкові частки: `social_share` – частка соціальної активності, `volume_share` – частка обсягу торгів, `active_share` – частка активних адрес, `turnover` – відношення торговельного обсягу до ринкової капіталізації, `active_norm`, `tx_norm` – нормовані ончейн-показники відносно історичної активності;
- поведінкові і мережеві співвідношення: `hype_ratio_prev` – відношення соціальної активності до ваги активу, `usage_ratio_prev` – відношення активності адрес до ваги активу, `range_pct_prev` – денний ціновий діапазон, `close_pos_prev` – позиція ціни закриття всередині денного діапазону, `fng_z` – z-показник індексу Fear & Greed для ринку;
- лагові показники: `outperform_lag4` – мітка перевищення медіанної дохідності топ п'яти активів за капіталізацією 4 дні тому, `outperform_lag7` – мітка перевищення медіанної дохідності топ п'яти активів за капіталізацією 7 дні тому, `marketcap_lag_1` – ринкова капіталізація активу зі зміщенням, `total_marketcap_lag_1` – сукупна ринкова капіталізація пулу активів зі зміщенням;
- показники режимів ринку: `regime_bear`, `regime_bull`, `regime_sideway` – one-hot представлення ринкових режимів.

Третій етап моделювання передбачав формування регресійний аналіз, метою якого було оцінювання сили майбутнього руху активу та визначення величини інвестиційної позиції. На цьому етапі, як і під час класифікації, процес побудови моделі значно ускладнювався високим рівнем ринкового шуму, характерним для криптовалютних активів. Саме прогнозування цінового руху є одним із найскладніших завдань у фінансових дослідженнях загалом, оскільки на поведінку цін впливає велика кількість факторів, які можуть не бути доступними звичайному інвестору. У багатьох випадках отримати стабільно

точний прогноз, зберігаючи відносну простоту та економічне пояснення моделі, надзвичайно важко.

З огляду на це, у межах даного дослідження було змінено початковий цільовий показник, як і у випадку етапу класифікації та обрано альтернативний і більш практично орієнтований підхід: замість прямого прогнозування абсолютного майбутнього руху ціни використовувалася ціль, що відображає силу руху, а саме логарифмізоване значення модулю майбутньої чотириденної доходності.

Така постановка завдання дала змогу моделювати інтенсивність очікуваного руху без необхідності передбачати його напрям, залишивши цю задачу на попередні етапи сегментації ринку та класифікації привабливості активу. Використання цієї цілі дозволяє ефективніше оцінити ступінь ризику та потенційну волатильність окремого активу, що безпосередньо сприяє більш обґрунтованому формуванню розміру позицій та покращує якість подальшого розподілу капіталу в інвестиційній стратегії.

Для розв'язання цього завдання було обрано підхід машинного навчання на основі регресійної моделі градієнтного бустингу LightGBM, переваги якої зберігаються і для класифікації. У якості вхідних даних для моделі було використано як показники, сформовані на попередніх етапах моделювання, так і додатково розраховані метрики, специфічні для оцінки сили майбутнього цінового руху:

- трендові показники: `ret`, `ret_7d`, `ret_14d`, `ret_30d`, `ret_60d` – кумулятивні доходності на відповідних вікнах, `ret_index` та `log_ret_index` – денна та логарифмічна доходності ринкового індексу;
- реалізована волатильність і шоки волатильності: `rv_7d`, `rv_30d` – стандартні відхилення логарифмічної доходності на коротких і середніх вікнах, `rv_shock` – індикатор волатильнісних аномалій;
- крос-секційні ринкові частки: `social_share` – частка соціальної активності відносно ринку, `volume_share` – частка обсягу торгів у межах поточного

дня, `active_share` – частка активних адрес активу відносно загального числа адрес ринку;

- блокчейн метрики та поведінкові показники: `active_norm` – нормована активність адрес активу, `tx_norm` – нормований обсяг транзакцій, `hype_ratio_prev` – відношення соціальної активності до розміру активу, `usage_ratio_prev` – відношення активності адрес до розміру активу, `fng_z` – нормований індекс «Fear & Greed»;
- структурні характеристики активу: `rank` – ранжування активів за ринковою капіталізацією, `symbol` – категоріальна ознака, що дозволяє моделі вивчити специфіку кожного окремого активу;
- моментум у крос-секційній площині: `cs_mom_rank_7d` – місце активу у рейтингу доходності за 7 днів серед усіх активів у даний день;
- лагові індикатори «аутперформансу»: `outperform_lag4` та `outperform_lag7` – результат класифікації з лагом 4 та 7 відповідно, `excess_ret_vs_top5_lag1` та `excess_ret_vs_top5_lag4` – різниця доходності проти топ-5 активів із лагом 1 та 4;
- волатильність денного діапазону та позиція закриття: `range_pct_prev` – денний діапазон відносно ціни закриття (лаг 1), `close_pos_prev` – позиція закриття всередині денного діапазону (лаг 1);
- макро-ринкові фактори: `total_marketcap_lag_7` – сукупна ринкова капіталізація ринку з лагом 7 днів, `log_mcap` – логарифм ринкової капіталізації активу, `log_volume` – логарифм денного обсягу торгів;
- ринкові режими – `regime_bear`, `regime_bull` та `regime_sideway`.

Результатом моделювання є прогнозована сила руху, тобто фактично волатильність, яка виконує функцію модулятора ризику та використовується для визначення відносних ваг активів у портфелі на основі попереднього впливу перших шарів моделей. Основна логіка заключається в тому, що очікувана волатильність є проксі для ризиковості активу: чим більша амплітуда цінових коливань, тим меншу частку портфеля доцільно інвестувати у даний актив. Це

дозволить уникати надмірної концентрації капіталу у високо волатильних інструментах, які здатні суттєво збільшити загальний рівень ризику та погіршити стабільність дохідності.

Останнім етапом є побудова алгоритмічної інвестиційної стратегії, яка включає в собі попередні етапи моделювання: сегментації режимів ринку, класифікація перевищення дохідності відносно топ-5 активів за ринковою капіталізацією а також прогнозу сили майбутнього цінового руху. Цей етап трансформує прогнозні сигнали у динамічні ваги портфеля, що дозволяє формувати адаптивні добові позиції з урахуванням ринкової ситуації, відносної сили активів та очікуваної волатильності.

Ланцюгова логіка прийняття рішень полягала у наступному:

1. врахування ринкового режиму при виборі напрямку позицій за заздалегідь встановленим коефіцієнтам масштабування для довгих та коротких позицій;
2. на цьому етапі відбувався відбір активів на основі ймовірностей, отриманих із мультикласової моделі: для лонг-позицій обиралися активи з найбільшою ймовірністю належати до класу 1, а для шорт-позицій – активи з найбільшою ймовірністю належати до класу 0;
3. для кожного відібраного активу додатково враховувалася оцінка прогнозу сили майбутнього руху, що виступало ключовим елементом для волатильнісного масштабування позицій, де активи з високою очікуваною волатильністю отримували меншу вагу, а з низькою – більшу;
4. для кожної дати формувалися попередні позиції, що враховували: ринковий режим, напрямок (лонг/шорт), кількість обраних активів та масштабування за режимом;
5. на фінальному етапі ваги позицій нормувалися з урахуванням абсолютної величини коефіцієнта волатильності, після чого виконувалася нормалізація загальної експозиції портфеля.

3.2. РОЗРОБКА МОДЕЛІ КЛАСИФІКАЦІЇ СТАНІВ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ

Аналіз побудованої моделі за допомогою прихованих марківських процесів, що дозволяє описати ринкову динаміку як послідовність прихованих станів, що переключаються між собою за певними ймовірностями, мав в цілому позитивні результати роботи. Загальна кількість станів становить три, і кожен із них чітко вирізняється характерними особливостями, що проявляються в усереднених значеннях відповідних ринкових метрик (див. табл. 3).

Таблиця 3

Середня характеристика показників за режимами ринку

Показники\Стани	Стан 1 («bear»)	Стан 2 («bull»)	Стан 3 («sideway»)
ret_30d_cum	-0.173340	0.213683	0.016238
dd_200	-0.377828	-0.140088	-0.215483
downside_share_30d	0.719408	0.447539	0.587462
breadth_trend_30d	0.118718	0.906154	0.460440
turnover_z	-0.158890	0.490138	-0.307028
vol_z	-0.089104	0.593207	-0.245362
soc_z	-0.332865	0.449731	-0.194493
ma50_slope_10d	-0.451060	0.555347	0.067389
dir_persist_30d	-0.238570	0.353507	0.026079
ret_90d_cum_smooth	-0.144945	0.152133	0.033131
fng_z	-0.906675	1.412480	0.031566
tx_heat	0.901181	0.990021	0.909881
tx_breadth	0.187308	0.271846	0.187253

Джерело: авторська розробка

Загальна інтерпретація сегментів ринку наступна: перший стан, який характерний низхідним трендом, з помірною, але переважно негативною волатильністю, пригніченими настроями і скороченням ліквідності. Ціни далеко від максимумів та ринок «перетравлює» попередні бульбашки (класично інтерпретований в широких колах як «bear» режим). Другий стан, який відзначається агресивним ринковим зростанням, з високим моментумом,

сильною участю капіталу, позитивним сентиментом і активним мережевим використанням (класично визначається як «bull» режим). Третій режим характеризується консолідацією та невизначеністю, коли ціни здебільшого рухаються в діапазоні, волатильність і ліквідність знижені, а настрої близькі до нейтральних (такий режим частіше за все класифікують саме як «sideway», що означає «боковик» з невизначеністю, проте в контексті цього дослідження цей режим є певною похідною від режиму з імпульсивними рухами, проте з меншою ліквідністю та нижчою волатильністю). Матриця переходів між режимами за результатами моделювання на навчальній вибірці дала дуже стійкі результати (див. табл. 4), за якими можна виділити що саме частіше відбувається перехід з режиму низхідного тренду та пригніченими настроями в бокову структуру, при цьому немає одразу прямого переходу до швидкого імпульсивного росту. Така сама логіка присутня для переходів зі стану 2 спочатку в стан бокового режиму, при цьому немає переходу в моментальне пригнічення та сильний низхідний тренд.

Таблиця 4

Матриця ймовірностей переходів режимів

	Перехід в стан 0	Перехід в стан 1	Перехід в стан 2
Перехід з стану 0	9,36414303e-001	9,45899691e-211	6,35856967e-002
Перехід з стану 1	6,08412334e-003	9,43871652e-001	5,00442248e-002
Перехід з стану 2	4,85907767e-002	4,03348917e-002	9,11074332e-001

Джерело: авторська розробка

Результатом моделювання стало динамічне виділення загальних різних станів зваженого ринку відібраних криптовалютних активів, зміну якого можна спостерігати в контексті самого ринкового індексу (див. рис. 15) та ціни будь-якої обраної криптовалюти з переліку доступної (див. рис. 16).



Рис. 15. Сегментація режимів ринку на його зваженому індексному представленні

Джерело: авторська розробка



Рис. 16. Сегментація режимів ринку на ціні закриття Ethereum

Джерело: авторська розробка

Таким чином, запропонована вище модель дозволяє провести ідентифікацію класу станів криптовалютного ринку та обрати найбільш доцільну стратегію інвестування.

3.3. ПРОГНОЗУВАННЯ ДОХІДНОСТІ АКТИВІВ

Моделювання та аналіз класифікації короткострокової ефективності окремих криптовалютних активів відносно еталонної групи ринку продемонстрували позитивні результати, що стало можливим завдяки перегляду

первинної постановки задачі та переходу від бінарної до трикласової моделі «аутперформансу». Така зміна дозволила суттєво підвищити стабільність моделі та зробила класифікаційні сигнали більш інтерпретованими в умовах високої ринкової волатильності.

Метрики оцінки якості на тестовому наборі даних підтвердили прийнятний рівень точності для фінансових ринків (див. рис. 17). За мультикласовою ROC AUC модель досягла значення близько 0,78, що вказує на достатню якість розділення між трьома класами. Загальна точність моделі становила приблизно 0,64 за F1-оцінкою, що є добрим результатом у контексті крос-секційного прогнозування.

```
Multiclass ROC AUC (macro, ovr): 0.7764343317120077

Classification report:
              precision    recall  f1-score   support

     0         0.67         0.76         0.72        3576
     1         0.70         0.61         0.65        2933
     2         0.38         0.35         0.37        1291

 accuracy         0.64        7800
 macro avg         0.58         0.57         0.58        7800
 weighted avg         0.63         0.64         0.63        7800

Confusion matrix:
              Pred 0   Pred 1   Pred 2
Actual 0      2726      472      378
Actual 1       795     1793      345
Actual 2       528      312      451
```

Рис. 17. Оцінка якості моделі класифікації LightGBM в Google Colab середовищі

Джерело: авторська розробка

Найкраще модель класифікує клас 0, який відповідає ситуаціям, коли актив не перевищує медіанну майбутню дохідність топ-5 активів. Для цього класу було отримано найвищу F1-оцінку – 0,72, що підкреслює здатність моделі надійно відокремлювати слабкі активи.

Клас 1, що описує суттєве перевищення дохідності активом еталону, демонструє стабільні результати з загальною точністю F1 оцінки 0,65 і повноти

0,61. Це є важливим з практичної точки зору, оскільки саме цей клас відображає перспективні можливості для формування інвестиційних рішень.

Найскладнішим для моделі виявився клас 2, який представляє невизначені або шумові ситуації. Його загальна точність є найнижчою 0,37, що закономірно, оскільки такі спостереження є слабо структурованими та апіорі менш передбачуваними. Водночас включення цього класу у постановку задачі дозволило зменшити кількість хибних позитивних сигналів у класах 0 та 1 та суттєво підвищило коректність моделювання значущих рухів.

Ще однією важливою перевагою використання алгоритму LightGBM є можливість отримати кількісну оцінку важливості кожного показника, що бере участь у моделюванні. Хоча ці оцінки не забезпечують такої прямої економічної інтерпретованості, вони дають змогу сформувати узагальнене уявлення про відносний внесок окремих факторів у прогнозування цільової змінної з урахуванням їхніх взаємодій. У межах даної класифікаційної моделі найбільш інформативними серед 33 використаних ознак виявилися (див. рис. 18):

- крос-секційний ранг моментуму – ранжування активів у межах дня за їхньою 7-денною доходністю;
- ковзна сума доходності з лагом 4 дні;
- сукупна ринкова капіталізація всього пулу активів з лагом в 1 день.

Найменшу ж інформативність продемонстрували ознаки, пов'язані з попередньо ідентифікованими режимами ринку за моделлю НММ. Це свідчить про те, що короткострокові залежності окремих криптовалют можуть суттєво відхилятися від агрегованого ринкового руху, а локальні технічні, ончейн та крос-секційні фактори відіграють значно важливішу роль у прогнозуванні короткострокового «аутперформансу».

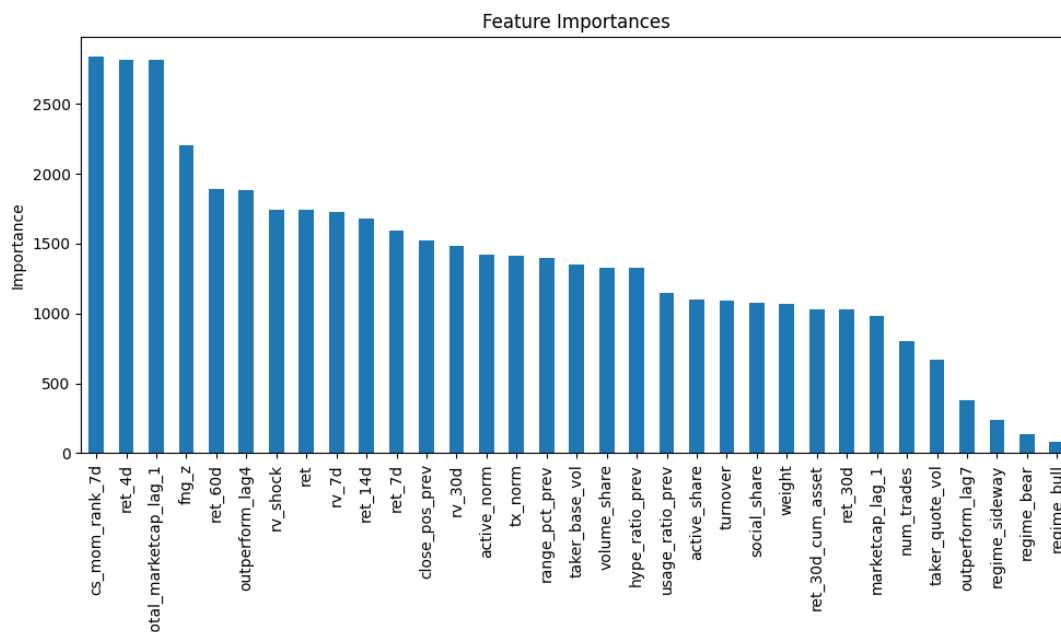


Рис. 18. Важливість показників, які використовувалися в класифікації

Джерело: авторська розробка

В результаті, запропонована модель надає можливість визначити найбільш значущі індикатори оцінки криптоактивів, а також типи криптовалют, які є привабливим об'єктом інвестування.

3.4. РОЗРОБКА МОДЕЛІ ОЦІНКИ СИЛИ РУХУ

Моделювання та аналіз регресії логарифмічної сили майбутнього руху активів засвідчили помірні результати, які можна вважати прийнятними у контексті високої волатильності та невизначеності криптовалютного ринку. Оцінювання моделі здійснювалося за класичними метриками тестового набору даних – коефіцієнтом детермінації, середньою абсолютною помилкою, коренем середньоквадратичної помилки, а також кореляцією між фактичними та прогнозованими значеннями (див. рис. 19). Коефіцієнт детермінації на тестових даних становить 0,4143, що свідчить про здатність моделі пояснити понад 40 % варіації сили руху активів. Для фінансових часових рядів це є досить сильним показником, оскільки прогнозування амплітуди цінових коливань на ринках із підвищеною турбулентністю традиційно вважається одним із найскладніших завдань. Такий результат підтверджує, що модель змогла вловити суттєву

частину структурних закономірностей короткострокової динаміки криптовалютних активів.

```
=== Move strenght regression metrics ===
R^2      : 0.4134
MAE      : 0.0319
RMSE     : 0.0452
Corr(y,ŷ) : 0.6626
```

Рис. 19. Метрики моделі регресії LightGBM

Джерело: авторська розробка

Середня абсолютна помилка на рівні 0,0319 та корінь середньоквадратичної помилки у 0,0452 демонструють, що відхилення прогнозу від фактичних значень залишаються невеликими. Помилки моделі не мають вибухового чи хаотичного характеру та знаходяться в межах прийнятної похибки для задачі прогнозування логарифму абсолютної доходності. Це свідчить про те, що модель не лише відтворює загальні тенденції, а й досить точно оцінює масштаб потенційних коливань у короткому горизонті.

Кореляція між прогнозованими та фактичними значеннями становить 0,6626, що додатково підтверджує наявність суттєвого зв'язку між оцінками моделі та реальною ринковою динамікою. У задачах оцінки сили руху, а не його напрямку, така кореляція є індикатором відносно високої стабільності та інформативності. Модель здатна адекватно розпізнавати періоди підвищеної ринкової активності та періоди приглушених коливань, що є важливим з погляду подальшого управління портфелем.

Також аналіз важливості показників регресійної моделі показав (див. рис. 20), що найбільший внесок у прогноз сили майбутнього руху забезпечують короткострокові моментум-метрики, зокрема 7-денна дохідність та лагові різниці відносної ефективності активів щодо еталонної групи. Значущими також виявилися ринкові індикатори, такі як дохідність зваженого ринкового індексу та показник ринкового сентименту, а також характеристики волатильності, що підтверджує важливість оцінки локальної ринкової напруги. Технічні денні показники доповнюють модель, дозволяючи краще розпізнавати передумови різких коливань. Натомість режимні змінні продемонстрували найменшу

інформативність, що свідчить про домінування локальних залежностей над глобальним ринковим станом у короткостроковій динаміці.

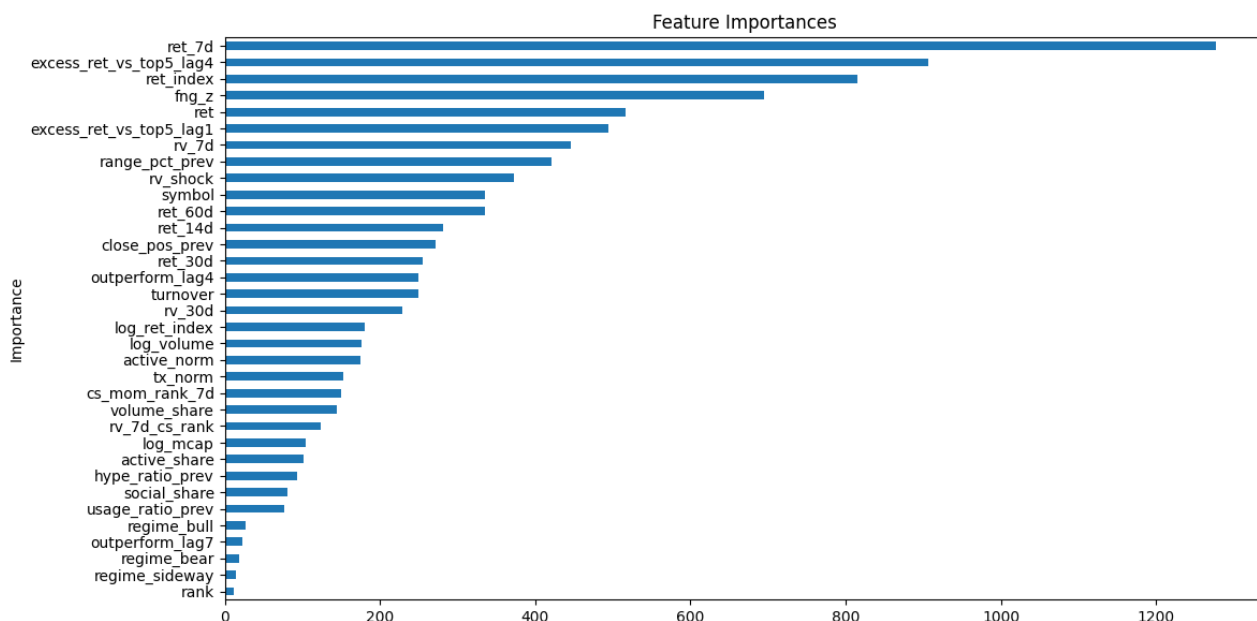


Рис. 20. Важливість показників регресії

Джерело: авторська розробка

Практичним результатом застосування цієї регресійної моделі в інвестиційній стратегії є формування обґрунтованих рішень щодо розміру позицій. Активи з високою прогнозованою волатильністю отримують менші ваги, тоді як активи з нижчою – більші, що забезпечує природне волатильне масштабування та ефективний контроль ризику. Такий підхід дозволяє уникати надмірної експозиції до активів із потенційно небезпечними коливаннями та, навпаки, зосереджувати капітал у сегментах із більш прогнозованою та контрольованою динамікою.

3.5. АЛГОРИТМІЧНИЙ ПІДХІД ДО ФОРМУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОЇ СТРАТЕГІЇ

Фінальний етап формування стратегії передбачав побудову цілісної логіки прийняття інвестиційних рішень на основі результатів усіх попередніх моделей. Кожен із трьох аналітичних шарів – модель ринкових режимів, класифікаційна модель та регресійна модель – забезпечував окремий інформаційний внесок, який було інтегровано в єдиний алгоритм побудови портфеля. Реалізація

стратегії була виконана у вигляді програмного скрипту мовою Python із застосуванням структурованих правил та логічних обмежень.

У межах алгоритму були встановлені кілька ключових груп інвестиційних обмежень:

- обмеження за ринковими режимами, що визначали допустиму кількість довгих і коротких позицій, а також величину їх експозиції;
- структурні логічні обмеження, які передбачали наявність не більше ніж п'яти довгих позицій і не більше ніж двох коротких. При цьому кількість коротких позицій ніколи не могла перевищувати кількість довгих, що запобігало надмірному шорт-перекосу портфеля.

Механізм роботи таких обмежень був наступним. У разі стійкого висхідного тренду короткі позиції повністю заборонялися, а коефіцієнт `factor_long` встановлювався на рівні 1, що забезпечувало повну експозицію в бік зростання. У боковому режимі ринку дозволялася лише одна коротка позиція, а значення `factor_long` та `factor_short` зменшувалися до 0,8 з метою контролю ризику в умовах невизначеності. У спадному режимі дозволялося повне відкриття коротких позицій `factor_short = 1`, тоді як довгі позиції масштабувалися стримано `factor_long = 0,7` через підвищену волатильність і ризик. Після режимного масштабування застосовувалося додаткове правило – зважування волатильності позицій на основі прогнозу сили руху, отриманого з регресійної моделі. Такий підхід виконував функцію внутрішнього ризик-менеджменту: активи з прогнозовано високою волатильністю отримували меншу вагу, а з низькою – більшу. Заключним етапом було приведення суми абсолютних ваг портфеля до 1, що гарантувало контроль загальної експозиції та стабільність рівня ризику.

Результати алгоритмічної інвестиційної стратегії засвідчили високу ефективність підходу в тестовому періоді з 3 жовтня 2024 року по 27 жовтня 2025 року. Отриманий Sharpe Ratio на рівні 1,828 демонструє надзвичайно високу ефективність стратегії з урахуванням ризику. Показник CAGR 79,66% свідчить про сильний потенціал запропонованої структури підходу вирішення проблеми

формування інвестиційних стратегій на криптовалютному ринку. Фінальна вартість портфеля Final Equity на рівні 1,855 означає майже дворазове зростання капіталу за період оцінювання. Водночас максимальна просадка у $-27,4\%$ вказує на наявність певних ризиків та потребу у подальшому вдосконаленні структури обмежень і правил управління позиціями.

ВИСНОВКИ

У межах даного дослідження проведено аналіз сучасних тенденцій формування та розвитку криптовалютних активів, простежено їх еволюцію від технологічної інновації до повноцінного інвестиційного інструменту. Було приділено увагу структурі ринку, його характерним особливостям та учасникам і їх можливостям. Детально проаналізовано можливості, специфіку функціонування та ключові ризики, притаманні інвестуванню в криптоактиви й криптовалютні ринки. Отримані результати дали змогу сформулювати висновки щодо доцільності та особливостей застосування сучасних методів машинного навчання в умовах високої невизначеності та волатильності середовища.

Було проаналізовано сучасні методи інвестування на криптовалютному ринку, а також підкреслено ключові проблеми та ризики, що супроводжують такі підходи. Особливу увагу приділено тенденціям, заснованим на використанні методів штучного інтелекту, великих масивів відкритих даних та розвиненої технічної бази оцінювання інвестиційної привабливості активів.

У процесі роботи здійснено огляд сучасних наукових джерел, у яких розкриваються питання моделювання та виявлення залежностей між факторами впливу для формування ефективних підходів до інвестування в криптовалютні активи. На основі аналізу літератури визначено актуальні методології моделювання впливу блокчейн-метрик, поведінкових показників та технічних індикаторів на динаміку та інвестиційну привабливість криптовалют.

На базі отриманої інформації була створена концептуальна схема дослідження, обрані статистичні і математичні методи та розроблені моделі впливу факторів на ефективність інвестування в криптовалютні активи.

У ході роботи було визначено особливості застосування методів машинного навчання для формування та управління інвестиційними стратегіями на ринку криптовалютних активів, а також встановлено ключові залежності між факторами, що впливають на їхню поведінку. Сформовано необхідну інформаційну базу для моделювання та перевірено низку гіпотез щодо впливу технічних, поведінкових та блокчейн-орієнтованих індикаторів на формування

цінового руху та інвестиційних сигналів. Проведений аналіз підтверджує необхідність подальшої розробки підходів до фільтрації ринкового шуму, врахування зовнішніх факторів впливу й пошуку методів оптимізації інвестиційних стратегій. Отримані результати створюють підґрунтя для подальших досліджень та удосконалення моделей прийняття рішень у високоволатильному та динамічному криптовалютному середовищі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. CoinMarketCap. (2025). *Crypto Market Overview*. Retrieved from <https://coinmarketcap.com/charts/>
2. Kraken Learn Team. (2025). *Survey: 65% of crypto and stocks holders say crypto has stronger 10-year potential*. Kraken. Retrieved from <https://www.kraken.com/ru/learn/crypto-vs-stocks-survey>
3. Agakishiev, I., Härdle, W. K., Becker, D., & Zuo, X. (2025). Regime switching forecasting for cryptocurrencies. *Digital Finance*, 7, 107–131. DOI:10.1007/s42521-024-00123-2
4. Li, J., Xie, W., & Seco, L. (2025). *Dynamic investment strategies through market classification and volatility: A machine learning approach*. arXiv. DOI: 10.48550/arXiv.2504.02841
5. Parra-Moyano, J., Partida, D., & Gessl, M. (2023). *Your sentiment matters: A machine learning approach for predicting regime changes in the cryptocurrency market*. 56th Hawaii International Conference on System Sciences. Retrieved from <https://scholarspace.manoa.hawaii.edu/server/api/core/bitstreams/e540cffe-ea34-43e7-bf64-8152a480cb70/content>
6. Omole, O., & Enke, D. (2024). Deep learning for Bitcoin price direction prediction: Models and trading strategies empirically compared. *Financial Innovation*, 10, Article 117. DOI:10.1186/s40854-024-00643-1
7. Borges, T. A., & Neves, R. F. (2020). Ensemble of machine learning algorithms for cryptocurrency investment with different data resampling methods. *Applied Soft Computing*, 90, 106187. DOI: 10.1016/j.asoc.2020.106187
8. Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*. Retrieved from <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
9. Reiff, N. (2025). *Were there cryptocurrencies before Bitcoin?* Investopedia. Retrieved from <https://www.investopedia.com/tech/were-there-cryptocurrencies-bitcoin/>

- 10.Огінок, С. В., & Янко, К. В. (2022). Етапи розвитку ринку криптовалют. *Економіка та суспільство*, 35, 142. DOI:10.32782/2524-0072/2022-35-18
Ohinok, S. V., & Yanko, K. V. (2022). Stages of cryptocurrency market development. *Economics and Society*, 35, 142. DOI:10.32782/2524-0072/2022-35-18
- 11.Гонак, І. М., & Горин, В. П. (2022). Криптовалюта як об'єкт інвестування. *Наукові записки Національного університету Острозька академія. Серія Економіка*, 26(54), 71–84. DOI:10.25264/2311-5149-2022-26(54)-71-84
Gonak, I. M., & Horyn, V. P. (2022). Cryptocurrency as an object of investment. *Scientific Notes of National University Ostroh Academy, Series Economics*, 26(54), 71–84. DOI:10.25264/2311-5149-2022-26(54)-71-84
- 12.Panda, S. K., Sathya, A. R., & Das, S. (2023). Bitcoin: Beginning of the cryptocurrency era. *Recent advances in blockchain technology: Real-world applications*, Chapter 2, 25-58. Springer. DOI:10.1007/978-3-031-22835-3_2
- 13.WhiteBIT. (2025). *How to differentiate kinds of blockchains?* WhiteBIT Blog. Retrieved from <https://blog.whitebit.com/uk/how-to-differentiate-kinds-of-blockchains/>
- 14.WhiteBIT. (2025). *What are consensus mechanisms?* WhiteBIT Blog. Retrieved from <https://blog.whitebit.com/what-are-consensus-mechanisms/>
- 15.Kraken Learn Team. (2024). *What are smart contracts?* Kraken. Retrieved from <https://www.kraken.com/uk/learn/what-are-smart-contracts>
- 16.WhiteBIT. (2024). *What is a Layer 2 network?* WhiteBIT Blog. Retrieved from <https://blog.whitebit.com/en/what-is-layer-2-network/>
- 17.Khandelwal, S. (2019). *Ethereum Classic (ETC) hit by double-spend attack worth \$1.1 million.* The Hacker News. Retrieved from <https://thehackernews.com/2019/01/ethereum-double-spend-attack.html>
- 18.Мандровська, О. (2025). *Наймасштабніший злом біржі Bybit: хакери вкрали \$1,4 млрд у криптовалюті.* Комерсант Український. URL: <https://komersant.ua/naymasshtabnishyy-zlom-birzhi-bybit-khakery-vkraly-1-4-mlrd-u-kryptovaliuti/>

- Mandrovska, O. (2025). *Naimasshtabnishyi zlom birzhi Bybit: khakery vkraly \$1.4 mlrd u kryptovaliuti*. Komersant Ukrainskyi. Retrieved from <https://komersant.ua/naymasshtabnishyy-zlom-birzhi-bybit-khakery-vkraly-1-4-mlrd-u-kryptovaliuti/>
- 19.Beers, B. (2025). *Primary market vs. secondary market: What's the difference?* Investopedia. Retrieved from <https://www.investopedia.com/investing/primary-and-secondary-markets/>
- 20.Bozzetto, C., Basso, A. (2023). *Cryptocurrency markets microstructure: with a machine learning application to the Binance bitcoin market*. Retrieved from <https://unitesi.unive.it/retrieve/eed2f223-f3d3-459e-b4a6-25f233437bde/893488-1286715.pdf>
- 21.Chinello, F. (2023). *Crypto market structure*. FintechLab Bocconi. Retrieved from https://wiki.fintechlab.unibocconi.eu/wiki/Crypto_market_structure
- 22.CoinMarketCap. (2025). Number of cryptocurrencies tracked – *CoinMarketCap charts*. Retrieved from <https://coinmarketcap.com/charts/number-of-cryptocurrencies-tracked/>
- 23.The Block. (2025). *Crypto total market capitalization*. Retrieved from <https://www.theblock.co/data/crypto-markets/prices/crypto-total-marketcap>
- 24.The Block. (2025). *Total crypto market capitalization*. Retrieved from <https://www.theblock.co/data/crypto-markets/prices/crypto-total-marketcap>
- 25.CoinGecko. (2025). *Cryptocurrency prices and market charts*. Retrieved from <https://www.coingecko.com/en/charts>
- 26.Chainalysis Team. (2025). *The 2025 global crypto adoption index: India and the United States lead cryptocurrency adoption*. Chainalysis. Retrieved from <https://www.chainalysis.com/blog/2025-global-crypto-adoption-index/>
- 27.The Block. (2025). *BTC Pearson Correlation (30D)*. Retrieved from <https://www.theblock.co/data/crypto-markets/prices/btc-pearson-correlation-30d>
- 28.NewHedge. (2025). *Bitcoin vs Federal Funds Rate*. Retrieved from <https://newhedge.io/bitcoin/bitcoin-vs-federal-funds-rate>

29. Kranjec, J. (2025). *Total value locked in DeFi soars 137% YoY to a staggering \$129 billion.* Focus On Business. Retrieved from <https://focusonbusiness.eu/en/news/total-value-locked-in-defi-soars-137-yoy-to-a-staggering-129-billion/6554>
30. The Block. (2025). *DEX to CEX Spot Trade Volume (%)*. Retrieved from <https://www.theblock.co/data/decentralized-finance/dex-non-custodial/dex-to-cex-spot-trade-volume>
31. CoinGecko. (2025). *Global NFT Stats, Charts and Heatmap*. Retrieved from <https://www.coingecko.com/en/nft/global-stats>
32. Grzesiak, G. (2022). *The collateral consequences of Terra Luna's collapse*. FinancialTechTimes. Retrieved from <https://financialtechtimes.com/collateral-consequences-terra-luna-collapse/>
33. Reiff, N. (2025). *FTX crypto exchange collapse: Causes, consequences, and lessons*. Investopedia. Retrieved from <https://www.investopedia.com/what-went-wrong-with-ftx-6828447>
34. Chainalysis Team. (2025). *\$2.2 Billion Stolen from Crypto Platforms in 2024, but Hacked Volumes Stagnate Toward Year-End as DPRK Slows Activity Post-July*. Chainalysis. Retrieved from <https://www.chainalysis.com/blog/crypto-hacking-stolen-funds-2025/>
35. Rida, A. (2025). *Bitcoin ETF impact: How exchange-traded funds are reshaping cryptocurrency markets*. Cash2Bitcoin. Retrieved from <https://cash2bitcoin.com/blog/bitcoin-etf-impact/>
36. Peng, S. (2025). *Real-World Assets Nearly Died. Now They're Soaring In Crypto*. Forbes. Retrieved from <https://www.forbes.com/sites/digital-assets/2025/09/09/real-world-assets-nearly-died-now-theyre-soaring-in-crypto/>
37. Onchain Team. (2025). *Real-World Assets for Real-World Purposes – an Impact Analysis*. Onchain. Retrieved from <https://onchain.org/research/real-world-assets-for-real-world-purposes-an-impact-analysis/>

38. Sigalos, M. (2025). *58 crypto wallets have made millions on Trump's meme coin. 764,000 have lost money, data shows*. CNBC. Retrieved from <https://www.cnbc.com/2025/05/06/trump-meme-coin-crypto.html>
39. Chen, J. (2025). *Top investment strategies: Key approaches to maximize returns*. Investopedia. Retrieved from <https://www.investopedia.com/terms/i/investmentstrategy.asp>
40. Bitcoin Magazine Pro. (2025). *Bitcoin: Long-Term Holder Supply*. Retrieved from <https://www.bitcoinmagazinepro.com/charts/long-term-holder-supply/>
41. *Cryptocurrency vs. stocks*. (2024). Corporate Finance Institute. Retrieved from <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/cryptocurrency/cryptocurrency-vs-stocks/>
42. *What is technical analysis?* (2024). Altrady. Retrieved from <https://www.altrady.com/crypto-trading/technical-analysis/what-is-technical-analysis>
43. *Can technical analysis still beat the market in crypto today?* (2024). AlgosOne. Retrieved from <https://algosone.ai/can-technical-analysis-still-beat-the-market-in-crypto-today/>
44. Zhu, G. (2023). Bitcoin return prediction based on OLS, Random Forest, LightGBM, and LSTM. *BCP Business & Management*, 38, 276–283. DOI:10.54691/bcpbm.v38i.3698
45. Koki, C., Leonardos, S., & Piliouras, G. (2020). *Exploring the predictability of cryptocurrencies via Bayesian Hidden Markov Models*. arXiv. DOI: 10.48550/arXiv.2011.03741
46. Zhang, J. (2019). *Investment strategy based on machine learning models*. University of Waterloo. Retrieved from https://uwaterloo.ca/computational-mathematics/sites/default/files/uploads/documents/research_paper_jiayue_zhang.pdf
47. Langridge, S. (2021). *What is tokenomics?* CoinMarketCap. Retrieved from <https://coinmarketcap.com/academy/article/what-is-tokenomics>

- 48.Chan, M. P., Rahman, M. S., Shahrear, S., Upreti, M., Uddin, S. M. R., & Haider, S. A. (2024). Financial risk management in the cryptocurrency market: An analysis driven by machine learning. *Chinese Science Bulletin*, 69(7), 2605–2613. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/383601748_FINANCIAL_RISK_MANAGEMENT_IN_THE_CRYPTOCURRENCY_MARKET_AN_ANALYSIS_DRIVEN_BY_MACHINE_LEARNING
- 49.Alternative.me. (n.d.). *Crypto Fear & Greed Index*. Retrieved from <https://www.alternative.me/crypto/fear-and-greed-index/>

ДОДАТКИ

Додаток А

Таблиця А.1 (фрагмент)

Загальні показники відібраних криптовалютних активів 2021-2025 роки

open_time	open	high	low	close	volume	close_time	qav	num_trades	taker_base_vol	taker_quote_vol	symbol	market_cap	social_volume	active_addresses	transaction_count	fear_and_greed
2021-01-01	88,35	90,832	84,645	90,711	193634	2021-01-01 23:59:59.999	17001838	44292	100400,8	8826548	AAVE	1083212531	61	1483	1228	94
2021-01-02	90,827	91,99	82,473	85,768	199756,5	2021-01-02 23:59:59.999	17183607	44071	91318,93	7855963	AAVE	1033310649	52	1389	1387	94
2021-01-03	85,754	95	81,291	93,778	290702,5	2021-01-03 23:59:59.999	25860355	61139	154732,9	13806881	AAVE	1100465640	46	1362	1639	93
2021-01-04	93,789	115,522	86,01	114,271	658257,7	2021-01-04 23:59:59.999	67203089	165478	354393,2	36258782	AAVE	1336211023	94	1525	2164	94
2021-01-05	114,231	123,962	98,41	119,689	517557	2021-01-05 23:59:59.999	58313818	140671	260680,9	29466274	AAVE	1406697643	120	1748	2303	93
2021-01-06	119,686	120,5	107,752	115,191	303819	2021-01-06 23:59:59.999	34949794	88646	150252,4	17304891	AAVE	1389419870	71	1614	2040	95
2021-01-07	115,309	129	107,89	114,823	409727,4	2021-01-07 23:59:59.999	48445383	117440	214288,3	25426092	AAVE	1390864376	56	1486	1906	91

Джерело: авторська розробка

Умовне позначення назв змінних вихідного набору даних
криптовалютного ринку:

- open_time – час відкриття торгової свічки; позначає початок інтервалу, за який зафіксовані цінові та об'ємні характеристики активу;
- open – ціна відкриття активу в доларах США;
- high – найвища ціна активу в доларах США у межах торгового періоду;
- low – найнижча ціна активу в доларах США у межах торгового періоду;
- close – ціна закриття активу в доларах США;
- volume – загальний обсяг торгів за торговий період в кількості активу;
- close_time – час закриття торгового періоду;
- qav – обсяг торгів у доларах США;
- num_trades – кількість угод, здійснених у межах торгового інтервалу на біржі;
- taker_base_vol – обсяг угод, виконаних «тейкерами» у базовому активі, тобто обсяги ринкових ордерів;
- taker_quote_vol – обсяг тейкер-операцій у доларах США;
- symbol – умовне позначення торгового активу;
- marketcap – ринкова капіталізація активу в доларах США;
- social_volume – кількісний показник згадувань активу в соціальних медіа;
- active_addresses – кількість активних гаманців у відповідній блокчейн-мережі за торговий період;
- transaction_count – кількість транзакцій у мережі за торговий період;
- fear_and_greed – індексне значення «страху та жадібності» ринку.