

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

**Навчально-науковий інститут
«Інститут інформаційних технологій в економіці»**

Кафедра математичного моделювання та статистики

Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

Галузь знань 05 «Соціальні та поведінкові науки»
Спеціальність 051 «Економіка»

Форма навчання: очна (денна)

КВАЛІФІКАЦІЙНА БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

на тему **«Створення та застосування AI-Powered Crypto Index для
формування оптимального портфеля криптовалют»**
(назва теми)

здобувача Романенка Іллі Романовича
(ПІБ)

(підпис)

Науковий керівник: доктор фізико-математичних наук,
професор Ольга ПРИТОМАНОВА

(підпис)

**Робота допущена до захисту перед екзаменаційною комісією
з атестації здобувачів вищої освіти (ЕК)**

Завідувач кафедри: кандидат фізико-математичних наук,
професор Галина ВЕЛИКОІВАНЕНКО

(підпис)

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ТА МЕТОДИЧНІ ОСНОВИ ТЕОРІЇ ПОРТФЕЛЯ ТА ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ.....	7
1.1 Портфельна теорія та фондові індекси: класичні концепції і актуальність для цифрових активів	7
1.2 Криптовалюти як клас фінансових активів: економічні й правові особливості	12
1.3 Застосування AI/ML у фінансовій аналітиці та індексації	15
РОЗДІЛ 2 СТВОРЕННЯ КРИПТОВАЛЮТНОГО ІНДЕКСУ AI-POWERED CRYPTO INDEX	18
2.1 Збір, очищення та нормалізація крипторинкових даних	18
2.2 Інтелектуальний відбір активів: кластеризація й прогноз волатильності (LSTM).....	20
2.3 Оптимізація ваг індексу методом Risk Parity і алгоритм циклічного оновлення	26
2.4 Порівняння індексу з бенчмарками та аналіз продуктивності.....	32
РОЗДІЛ 3 ФОРМУВАННЯ ОПТИМАЛЬНОГО ПОРТФЕЛЯ З ВИКОРИСТАННЯМ AI-POWERED CRYPTO INDEX.....	36
3.1. Побудова оптимального портфеля з використанням індексного активу	36
3.2. Диверсифікаційний ефект і управління ризиком у порівнянні з традиційними стратегіями.....	41
3.3. Практичні сценарії для інвесторів, трейдерів і DeFi-екосистеми	48
ВИСНОВКИ	57
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	59
ДОДАТКИ.....	63

ВСТУП

Стрімкий розвиток криптовалютного ринку, поява нових інструментів децентралізованих фінансів (DeFi) та зростаюча увага інституційних інвесторів зумовили потребу у створенні точних, адаптивних та захищених від ризиків способів формування портфелів. Традиційні підходи до індексації та оптимізації виявляються недостатніми через високу волатильність, слабку кореляційну стабільність і обмежену історію даних у криптовалютах. У такому середовищі особливої значущості набувають методи штучного інтелекту для аналізу ринку, прогнозування ризиків та автоматичного управління портфелем.

Відсутність універсального індексу, що враховує не лише капіталізацію, а й волатильність, взаємозв'язки, обсяги торгів та поведінкові характеристики, створює лауну як у теорії, так і на практиці. Використання нейронних мереж, кластерного аналізу та підходів до розподілу ризику (Risk Parity) відкриває нові можливості для побудови гнучких криптоіндексів. Саме створення такого індексу — AI-Powered Crypto Index — є актуальним кроком у модернізації фінансової аналітики цифрових активів.

Метою дослідження є створення індексу AI-Powered Crypto Index для формування оптимального криптопортфеля з урахуванням ризику та доходності. Для досягнення мети у роботі передбачено:

- аналіз теоретичних основ портфельної теорії та індексів із їх адаптацією до крипторинку;
- дослідження правових та регуляторних аспектів;
- розробку методик побудови індексу з кластеризацією, LSTM-прогнозами та Risk Parity;
- реалізацію алгоритму щомісячного оновлення із захистом від надмірної кореляції;
- бектестування індексу та порівняння з наявними рішеннями;

– застосування індексу для формування портфеля та аналіз результатів симуляцій за різних ринкових умов.

Об'єктом дослідження є процес формування оптимального портфеля криптовалют, з урахуванням впливу ринкових, технічних і поведінкових факторів, а також інструменти, що можуть бути застосовані для прийняття інвестиційних рішень у цифровому фінансовому середовищі.

Предметом дослідження виступають методи побудови фондових індексів, підходи до кластеризації фінансових активів, прогнозування волатильності та математичні моделі формування оптимального портфеля криптовалют із застосуванням штучного інтелекту.

Інформаційну базу дослідження становлять історичні дані про ціни, обсяг торгів та інші ринкові характеристики криптовалют, отримані з відкритих API-платформ, таких як CoinGecko, Binance, Yahoo Finance та Glassnode. Для побудови моделей використовуються щоденні та тижневі часові ряди log-доходностей і волатильності криптовалют із топ-100 за капіталізацією, а також дані про кореляцію між активами. Крім того, дослідження спирається на наукові публікації, аналітичні звіти, white papers та результати емпіричних досліджень у сфері фінансової інженерії, машинного навчання та криптоекономіки.

Методи дослідження базуються на поєднанні сучасних математичних, економетричних і алгоритмічних підходів. У роботі використовуються:

– *кластерний аналіз* (алгоритми K-Means, DBSCAN) для формування диверсифікованої підмножини активів з урахуванням їхньої кореляційної структури;

– *методи машинного навчання*, зокрема рекурентні нейронні мережі (LSTM), для прогнозування волатильності криптовалют на основі історичних log-доходностей;

– *оптимізація за принципом Risk Parity* для визначення ваг активів з урахуванням рівномірного розподілу ризику в портфелі;

– *економетричні методи*: розрахунок Sharpe, Sortino, Omega-коефіцієнтів, максимального просідання, а також t-тести для статистичної перевірки ефективності індексу;

– *бектестинг* інвестиційних стратегій для оцінки продуктивності створеного індексу у порівнянні з існуючими (СМС 200, Bitwise 10);

– *моделювання оптимального портфеля* із застосуванням CVaR, квадратичного програмування та аналізу чутливості до параметрів.

Наукова новизна дослідження полягає в розробці комплексного алгоритму побудови криптовалютного індексу з використанням методів штучного інтелекту, який забезпечує не лише інтелектуальний вибір активів, а й прогнозування їхньої волатильності та динамічну оптимізацію ваг з урахуванням поточних ринкових умов. Створений AI-Powered Crypto Index поєднує кластеризацію для зниження кореляційного ризику, нейромережеві прогнози для врахування майбутньої нестабільності ринку та risk-parity-підхід для збалансованого розподілу інвестицій. Це дозволяє підвищити стабільність та ефективність портфеля у порівнянні з традиційними підходами, що підтверджено емпіричними розрахунками та порівняльним аналізом.

Практична значущість роботи полягає у можливості застосування створеного AI-Powered Crypto Index як інструменту для формування адаптивних та збалансованих криптовалютних портфелів в умовах високої ринкової турбулентності. Результати дослідження можуть бути використані індивідуальними інвесторами, криптовалютними фондами, платформами децентралізованих фінансів (DeFi), а також стартапами, що працюють у сфері алгоритмічної торгівлі. Розроблений алгоритм дозволяє автоматизувати процес відбору активів, оцінки ризиків і визначення інвестиційних ваг з урахуванням прогнозованої волатильності та міжактивної кореляції, що підвищує ефективність прийняття інвестиційних рішень. Програмна реалізація індексу може бути інтегрована у фінансові дашборди, мобільні додатки або криптовалютні біржі для інформування користувачів про оптимальну алокацію капіталу.

Структура роботи зумовлена логікою досягнення поставленої мети та вирішення окреслених завдань. Робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. У першому розділі досліджено теоретичні основи формування фондових індексів і портфельної теорії в контексті криптовалютного ринку. У другому – розроблено та реалізовано криптовалютний індекс на основі кластеризації, нейромереж та підходів до оптимізації ризику. У третьому розділі проведено емпіричну оцінку індексу та формування оптимального портфеля криптовалют на його основі. Висновки узагальнюють результати дослідження та містять практичні рекомендації.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ ТА МЕТОДИЧНІ ОСНОВИ ТЕОРІЇ ПОРТФЕЛЯ ТА ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ

1.1 Портфельна теорія та фондові індекси: класичні концепції і актуальність для цифрових активів

Формування інвестиційного портфеля полягає у поєднанні фінансових активів для досягнення бажаного співвідношення дохідності та ризику. Класична портфельна теорія, започаткована Г. Марковіцем у 1952 році, базується на трьох основних принципах: дохідність, ризик та диверсифікація.

Дохідність визначається як середньозважена дохідність активів у портфелі, з урахуванням їхніх ваг. Для фінансових активів вона може розраховуватись як арифметична, геометрична чи log-дохідність.

Ризик відображає варіативність доходності та вимірюється стандартним відхиленням або дисперсією. В умовах високої волатильності крипторинку використовуються додаткові метрики, як-от Value-at-Risk (VaR) чи максимальне просідання.

Диверсифікація передбачає розподіл капіталу між різними активами для зниження ризику без істотного зменшення дохідності. У криптовалютах цей принцип ускладнюється високим рівнем кореляції активів у кризові періоди та нестабільною ринковою структурою. Це підкреслює важливість динамічної диверсифікації з використанням прогнозів та алгоритмічних методів.

Таким чином, поєднання класичних принципів портфельної теорії з сучасними підходами забезпечує гнучкість портфеля в умовах мінливого криптовалютного середовища.

У розвитку портфельної теорії сформувалися ключові математичні моделі, що визначають оптимальну структуру інвестиційного портфеля з урахуванням ризику та доходності. До найвідоміших належать модель Марковіца, модель оцінювання капітальних активів (САРМ) та модель Блека–Літтермана. Хоча ці моделі є основою фінансової інженерії, їх застосування у сфері криптовалют обмежується низкою факторів, пов'язаних із нестабільністю та специфікою цього ринку.

Модель Марковіца (1952) передбачає мінімізацію дисперсії портфеля при заданій очікуваній доходності або максимізацію доходності при обмеженому ризику [1]:

$$\begin{aligned} \text{Minimize} \quad & V = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j \sigma_{ij} \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^n a_i \mu_i = \mu_p, \\ & \sum_{i=1}^n a_i = 1, \\ & a_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n. \end{aligned}$$

де a_i (у Марковіца — X_i) — частка капіталу в i -му активі;

$\mu_i = E[R_i]$ — очікувана доходність активу i ;

μ_p — бажана (цільова) доходність портфеля;

$\sigma_{ij} = \text{Cov}(R_i, R_j)$ — коваріація доходностей i -го й j -го активів;

V — дисперсія (ризик) портфеля.

Основними недоліками цієї моделі на крипторинку є висока чутливість до помилок прогнозів доходності та складність отримання надійних коваріаційних оцінок у високоволатильному середовищі.

САРМ (Capital Asset Pricing Model) вводить концепцію бета-коефіцієнта, що оцінює системний ризик активу відносно ринку:

$$E(R_i) = R_f + \beta_i(E(R_m) - R_f)$$

де $E(R_i)$ — очікувана дохідність очікувана дохідність i -го активу ($i = 1, \dots, N$),

R_f — безризикова ставка,

$E(R_m)$ — очікувана дохідність ринку,

β_i — коефіцієнт чутливості активу до ринку.

SARМ дозволяє оцінювати, чи є актив переоціненим або недооціненим щодо ринку. Однак модель передбачає існування ринку, який репрезентує «весь світовий портфель», а також стабільну бета-структуру, що не завжди відповідає крипторинку.

Модель Блека–Литтермана інтегрує ринкові прогнози та індивідуальні думки інвестора [2]:

$$\mu^* = [(\tau\Sigma)^{-1} + P^T\Omega^{-1}P]^{-1}[(\tau\Sigma)^{-1}\Pi + P^T\Omega^{-1}q]$$

де μ^* — вектор оновлених (постеріорних) очікуваних доходностей активів,

Σ — коваріаційна матриця доходностей активів,

Π — ринкова дохідність (наприклад, з SARМ),

P — матриця думок,

q — вектор очікуваних змін,

Ω — коваріаційна матриця невизначеності думок,

τ — коефіцієнт масштабування ризику ($0 < \tau \leq 1$).

Таким чином модель дає змогу включати аналітичні або LSTM (Long Short-Term Memory) прогнози як погляди інвестора, підвищуючи адаптивність портфеля. Проте застосування класичних моделей на крипторинку стикається з обмеженнями:

- висока волатильність криптовалют робить оцінки доходностей і ризиків нестійкими та чутливими до припущень;
- обмежена історія та структурна нестабільність активів ускладнюють формування статистично значущих оцінок;

- *кореляція активів у кризові періоди* (ефект "flight-to-safety") нівелює диверсифікацію;
- *ліквідність та ринкове фреймування* на криптобіржах є нестабільними, що підвищує транзакційні витрати;
- *відсутність єдиної регуляторної бази* та усталених безризикових інструментів (stablecoins не є еквівалентом treasury bonds);
- *поведінкові та інформаційні перекоси* через роль новин, соцмереж і впливових осіб (наприклад, твіти Ілона Маска).

Ці фактори зумовлюють потребу в адаптивних моделях, здатних враховувати динамічність параметрів, нестабільність ринку та використовувати інструменти машинного навчання. Подальші розділи роботи детально розглянуть підходи, що інтегрують кластеризацію, нейронні мережі та оптимізацію ризиків у криптоінвестуванні. У цьому контексті особливе значення мають індекси — інструменти, що агрегують інформацію про динаміку великої кількості активів у єдиний інтегральний показник. Залежно від принципів побудови виділяють кілька типів індексів.

Рівноважні індекси (equal-weighted) надають кожному активу однакову вагу, що сприяє диверсифікації, але вимагає частого ребалансування, особливо на волатильних ринках.

Капіталізаційні індекси (market-cap weighted) визначають вагу активів пропорційно їхній ринковій капіталізації. Це дозволяє індексу природно відображати зміни ринку, але часто призводить до домінування великих активів, як-от BTC або ETH.

Факторні індекси (factor-based) визначають ваги активів за певними характеристиками (волатильність, ліквідність, доходність), що підвищує стійкість до ризиків і забезпечує можливість перевищення ринку. Проте вони складніші в реалізації та потребують регулярного коригування.

У сфері криптовалют дедалі більшої популярності набувають *AI-орієнтовані індекси*, які використовують машинне навчання, аналіз кореляцій, ончейн-дані та соціальні метрики для адаптації ваг і складу активів у реальному

часі. Такі індекси особливо цінні для роботи у нестабільному середовищі крипторинку. Таким чином, вибір типу індексу визначається цілями: від спостереження за ринком до формування адаптивного портфеля з урахуванням ризиків та прогнозів.

При цьому важливу роль відіграє метод розрахунку індексу, що визначає вагу кожного активу в загальному показнику. Основні підходи включають *зважування за ринковою капіталізацією (cap-weighted)*, *рівноважне зважування (equal-weighted)* та менш поширене *зважування за ціною (price-weighted)*.

Cap-weighted підхід надає ваги пропорційно ринковій капіталізації, природно відображаючи структуру ринку, але часто призводить до домінування найбільших активів. Equal-weighted забезпечує рівний внесок кожного активу, сприяючи диверсифікації, однак вимагає частого ребалансування. Price-weighted, що використовується переважно історично (наприклад, у Dow Jones), базується на номінальній ціні активів і має обмежену релевантність для сучасного ринку.

У сучасних індексах, особливо на крипторинку, дедалі частіше застосовуються *гібридні методика*, які комбінують класичні підходи з аналітичними моделями на основі волатильності, прогнозів ризику та поведінкових факторів. Це дозволяє створювати гнучкі індекси, здатні адаптуватися до високої динаміки та непередбачуваності цифрових активів. У такому контексті індекси не лише слугують аналітичним інструментом, а й формують основу для створення біржових інвестиційних фондів (ETF) і деривативів. ETF надають можливість інвесторам володіти диверсифікованим портфелем через купівлю єдиного цінного паперу, що знижує транзакційні витрати та ризики. У криптовалютній сфері такі індекси дозволяють стандартизувати ринкові сигнали та ухвалювати об'єктивні рішення в умовах інформаційного шуму та нестабільності.

Динамічні або AI-орієнтовані індекси, що враховують зміну ринкових трендів, поведінкові фактори та прогнозні моделі, відкривають нові горизонти для розвитку як пасивних, так і гібридних інвестиційних стратегій. Таким чином, роль індексів виходить за межі відображення ринкової динаміки: вони стають фундаментом інвестиційної інфраструктури, забезпечуючи можливості для

інвестування, управління ризиками та стратегічного розподілу капіталу в умовах складного та мінливого середовища криптовалютного ринку.

1.2 Криптовалюти як клас фінансових активів: економічні й правові особливості

Криптовалюти як клас активів вирізняються надзвичайною волатильністю, обмеженою ліквідністю, проблемами довіри та спекулятивною природою, що істотно впливають на їхню ринкову динаміку та інвестиційну привабливість. Висока волатильність зумовлена відсутністю фундаментальної вартості, слабкою регуляцією, спекулятивною активністю та впливом інформаційних факторів — від новин до публікацій у соцмережах. Це створює різкі коливання цін і перехід між фазами спокою та стресу, ускладнюючи прогнозування ризиків.

Обмежена ліквідність, особливо для менш капіталізованих монет, призводить до нестабільності обсягів торгів, широких спредів та ризику цінових стрибків при виконанні великих ордерів. Для інституційних інвесторів це створює додаткові складнощі з реалізацією ребалансування портфельів.

Крім того, крипторинки характеризуються низькою довірою через відсутність прозорості, часті шахрайські схеми, хакерські атаки та нестабільність правил (форки). Довіра формується через репутацію, відкритий код та аудити smart-контрактів, що створює новий формат інформаційної асиметрії. Децентралізована природа криптовалют забезпечує стійкість до цензури, але ускладнює правову відповідальність і централізоване втручання, знижуючи привабливість для інституційних гравців.

Спекулятивність ринку підсилюється поширенням деривативів, маржинальної торгівлі та соціальними трендами, що веде до формування

бульбашок і циклів. В результаті вартість активів часто суттєво перевищує їхню фундаментальну цінність.

Таким чином, поєднання високої волатильності, обмеженої ліквідності, проблем довіри, децентралізації та спекулятивності формує унікальний контекст криптовалютного ринку, що потребує застосування гнучких інтелектуальних моделей для ефективного управління ризиками та формування індексів нового покоління.

Додатковим аспектом цього контексту є *функціональна багатоманітність криптовалют*, яка визначає їх роль у ринку та впливає на інвестиційні стратегії. Сучасні цифрові активи виходять за межі функції обміну чи збереження вартості. Вони класифікуються за основним призначенням: платіжні токени (Bitcoin, Litecoin), інфраструктурні токени (Ethereum, Solana), utility-токени (BNB, OKB), governance-токени (UNI, COMP), стейблкоїни (USDT, DAI), DeFi-токени (AAVE, YFI), NFT та метавсесвітні активи (MANA, SAND), а також сервісні токени (MATIC, LINK).

Багато tokenів поєднують кілька функцій, що ускладнює чітке класифікування, але для побудови збалансованих індексів та портфельів така типізація дозволяє підвищити диверсифікацію, врахувати технологічну роль активів та зменшити ризики від шоків у окремих секторах. Водночас зростання крипторинку та розширення його функціональних можливостей неможливі без узгодження з регуляторними вимогами, які поступово формуються у світових фінансових центрах.

Європейський Союз завершив формування єдиного нормативного поля для цифрових активів, ухваливши Регламент № 2023/1114 «Про ринки криптоактивів» (MiCA). Документ набув чинності 29 червня 2023 р., причому правила для емітентів стейблкоїнів застосовуються з 30 червня 2024 р., а решта положень—з 30 грудня 2024 р. Державам-членам дозволено залишити перехідний період до 1 липня 2026 р.; окремі країни, зокрема Німеччина й Іспанія, скоротили його до кінця 2025 р., тоді як Литва обмежилась п'ятьма місяцями, до 1 червня 2025 р.[2] Це означає, що вже у 2025 р. більшість європейських провайдерів криптопослуг муситимуть

отримати ліцензію CASP та дотримуватися єдиних вимог щодо капіталу, прозорості й захисту інвесторів.

У Сполучених Штатах тон регулювання задає практика Комісії з цінних паперів та бірж (SEC). 8 травня 2025 р. Комісія й Ripple Labs подали до суду мирову угоду, яка передбачала сплату 50 млн дол. із раніше накладеного штрафу 125 млн дол. і взаємне відкликання апеляцій.[3] Однак 16 травня 2025 р. суддя А. Торрес відхилила цю угоду через процедурні порушення, залишивши остаточне врегулювання відкритим питанням.[4] Хоча ще у квітні SEC фактично відкликала більшість претензій до компанії, справа показує, що регулятор і далі розглядає частину токенів як потенційні цінні папери, а юридична кваліфікація криптоактивів у США залишається непевною.

В Україні базовий Закон «Про віртуальні активи» був ухвалений у 2022 р., але не набув чинності через відсутність податкових поправок. У квітні 2025 р. профільний комітет ВРУ підтримав оновлену редакцію цього закону, адаптовану під стандарти МіСА та передбачену до розгляду в першому читанні.[5] Запуск повноцінного режиму регулювання залежить від змін до Податкового кодексу (зараз на розгляді законопроект № 10225-d).[6] У результаті український ринок рухається до гармонізації з європейськими правилами, що створить передумови для легалізації ліцензованих бірж і кастодіальних сервісів після закінчення воєнного стану.

Таким чином, 2025 рік стає переломним: у ЄС набирає чинності МіСА, у США триває прецедентне судове визначення природи токенів, а Україна наближає своє законодавство до європейської моделі. Для розробників AI-орієнтованих криптоіндексів це означає необхідність враховувати різномірні регуляторні вимоги при виборі активів, зберіганні даних і пропозиції інвестиційних продуктів. Водночас правова невизначеність залишається ключовим фактором ризику: правила гри або ще не встановлені, або змінюються залежно від юрисдикції, що створює регуляторний арбітраж та вимагає від інвесторів і розробників індексів адаптивних стратегій та інструментів ризик-менеджменту.

Правова невизначеність, коли регулювання криптовалют постійно змінюється або відсутнє, створює ризики для інвесторів. Це призводить до регуляторного арбітражу між юрисдикціями та змушує інвесторів закладати премію за ризик, підвищуючи вимоги до доходності або зменшуючи позиції в ризикованих активах. Дослідження показують, що раптові регуляторні заходи можуть спричиняти падіння ринкової капіталізації окремих токенів до 12% у перший тиждень після оголошення.[7] Водночас слабка регуляція посилює волатильність і проблеми ліквідності.

Для портфельних менеджерів це означає необхідність зменшення ваг активів із непевним статусом, моніторинг новин і застосування автоматизованих ризик-менеджмент систем. У випадку *AI-орієнтованих індексів* важливо інтегрувати фільтри для виключення токенів із новими судовими позовами або регуляторними зауваженнями, а також додавати індикатори на зразок «compliance score» для своєчасного реагування на зміни. Такий підхід допоможе мінімізувати просідання портфеля та підвищити довіру користувачів.

1.3 Застосування AI/ML у фінансовій аналітиці та індексації

Класична портфельна теорія, зокрема моделі Марковіца, CAPM та Black–Litterman, залишається корисною для аналізу ризику і доходності на крипторинку, але потребує адаптації через його специфіку. Модель Марковіца формально придатна, але емпіричні розподіли доходностей криптовалют істотно відхиляються від нормального розподілу, який припускає класична теорія, до того ж швидкоплинність кореляцій і волатильності робить розраховані оптимальні ваги нестійкими. CAPM стикається з відсутністю загально визнаного ринкового індексу та проблемами визначення безризикової ставки. Black–Litterman підходить для

включення прогнозів, отриманих за допомогою машинного навчання, однак формування якісних «views» у криптосфері ускладнюється інформаційним шумом.

Загалом, класичні моделі забезпечують базову структуру для аналізу портфельів, але потребують доповнення інструментами CVaR, робастними оцінками, байєсівськими та AI-прогнозами ризиків, а також адаптивними механізмами для врахування мінливої волатильності й кореляцій. У цьому контексті сучасні AI/ML-рішення стають важливою складовою управління портфелями та формування індексів нового покоління.

AI та машинне навчання кардинально змінили підходи до прогнозування ризиків, побудови портфельів та управління активами. Моделі на основі регресії, градієнтного бустингу (XGBoost, LightGBM) та нейронних мереж (LSTM) дозволяють ефективно прогнозувати доходності, волатильність і кластеризацію криптовалют. LSTM моделі добре працюють з нестабільними часовими рядами, зберігаючи довгострокові залежності. Методи кластеризації (K-Means, ієрархічна) використовуються для виділення груп активів з подібними характеристиками, що допомагає знизити кореляційний ризик.

Оптимізація портфеля з AI-підтримкою використовує як модифіковані класичні підходи (Markowitz, CVaR), так і еволюційні алгоритми, підкріплювальне навчання (RL) для адаптивного формування портфеля та управління ризиками. Такі компанії, як BlackRock, JPMorgan, а в криптосфері — Numerai чи Token Metrics, вже активно застосовують AI для підбору інструментів та автоматизації ребалансування.

Ефективність цих підходів залежить від якісної підготовки даних, налаштування моделей та уникнення перенавчання. AI/ML-рішення дозволяють перейти від статичних моделей до самонавчальної логіки управління портфелями. Саме ці методи формують основу *AI-Powered Crypto Index*, забезпечуючи гнучкість і стійкість в умовах нестабільного ринку.

Перші дослідження, як Zhang & Zhou (2020), використовували RNN для створення криптоіндексів настроїв, що корелювали з денними доходностями BTC, підкреслюючи важливість текстових сигналів [8]. Подальші роботи (огляд Heliyon,

2023) показали ефективність глибинних мовних моделей і Transformer-архітектур для побудови sentiment-індексів DeFi [9]. З 2022 р. увага дослідників змістилася на кластеризацію активів (Özer та ін., 2024), яка дозволяє знизити кореляційний ризик і підвищити ефективність портфелів [10]. Li та співавт. (2022) підтвердили ці результати для «топ-30» монет [11].

Прогнозування волатильності з AI-підходами (Wang et al., 2023; Чжао та ін., 2024) демонструє переваги LSTM і бустингів перед традиційними моделями, що забезпечує кращі MAE та стабільність прогнозів. Xu та ін. (2025) показали, що інтеграція таких прогнозів у Markowitz-моделі підвищує Sharpe-коефіцієнт і зменшує drawdown [12]. Muneer & Fatima (2025) запропонували гібрид LSTM-Random Forest із Explainable AI для формування прозорих індексів, які перевершили прості cap-weighted рішення за CAGR [14].

Таким чином, література виокремлює три ключові напрями: кластерний відбір активів, глибинне прогнозування доходностей та адаптивні AI-індекси з пояснюваною логікою ваг. Попри швидкий прогрес, повноцінні системи, що інтегрують кластеризацію, LSTM-прогнози та Risk Parity з регулярним оновленням, залишаються рідкістю. Цей розрив і визначає наукову новизну *AI-Powered Crypto Index*, що поєднує всі ці компоненти в єдиній архітектурі.

РОЗДІЛ 2

СТВОРЕННЯ КРИПТОВАЛЮТНОГО ІНДЕКСУ AI-POWERED CRYPTO INDEX

2.1 Збір, очищення та нормалізація крипторинкових даних

AI-Powered Crypto Index потребує достовірних і регулярно оновлюваних даних. Первинним джерелом був Yahoo Finance, що дозволяв отримувати історичні котирування криптовалют у форматі часових рядів. Однак у травні 2025 року цей API зазнав технічних змін, які призвели до помилок у назвах активів (наприклад, PEPE як PEPE24478-USD, рис. 2.1) та часткового припинення обслуговування. У результаті Yahoo Finance було визнано ненадійним джерелом.

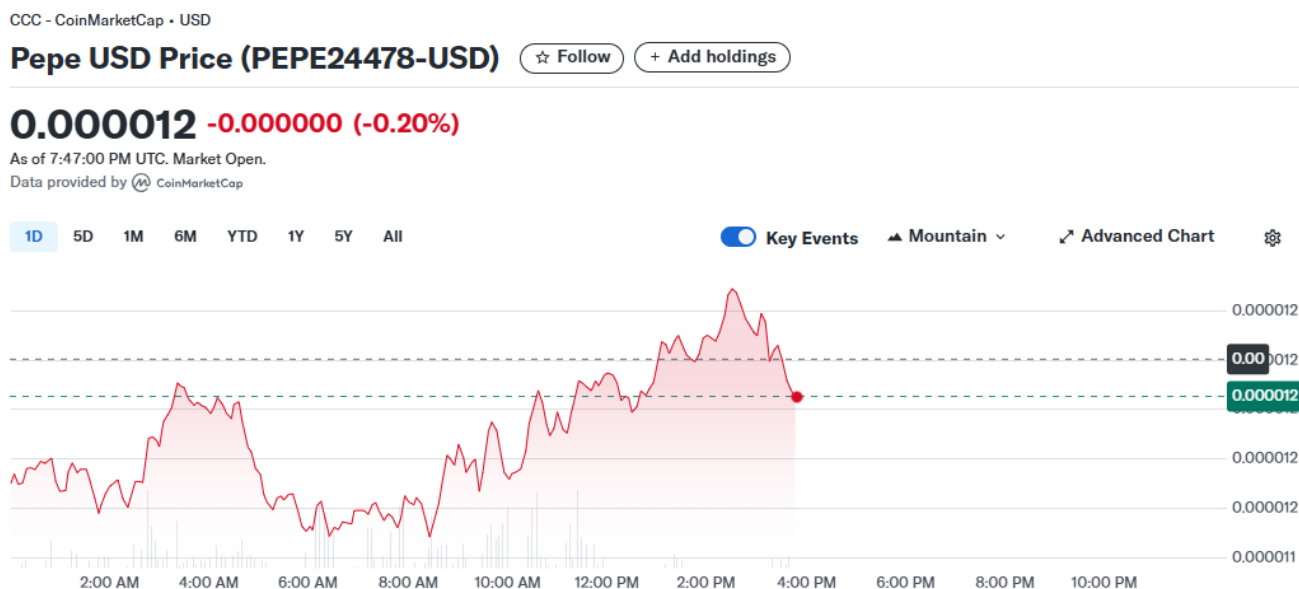


Рисунок 2.1 – Приклад помилки у відображенні тікеру PEPE на Yahoo Finance
Джерело: [14]

Подальший збір даних здійснюється через Binance API, інтегрований за допомогою ccxt, що забезпечує щоденні OHLCV-свічки для SYMBOL/USDT. Дані завантажуються покроково (`fetch_daily_ohlc`), формуються у безперервний

часовий ряд і очищаються від пропусків. Файли CSV зберігаються у папці data/ у вигляді SYMBOL_STARTDATE_ENDDATE.csv та об'єднуються у DataFrame функцією `load_and_preprocess_data_fixed()`. Визначення списку криптовалют відбувається динамічно через CoinMarketCap API, який надає топ-N активів за ринковою капіталізацією, із виключенням стабільних монет (USDT, USDC, DAI). Фінальна інформаційна база включає:

- історичні ціни закриття криптовалют із Binance;
- ринкову капіталізацію та позиції активів із CoinMarketCap;
- log-доходності у форматі часових рядів, синхронізовані та очищені.

Архітектура збору даних є модульною, масштабованою та допускає розширення для додавання параметрів, таких як обсяги торгів, настрої ринку та ончейн-метрики, що підвищує гнучкість та адаптивність індексу. Після збору даних із Binance та формування списку активів із CoinMarketCap наступним кроком є створення єдиного, очищеного й синхронізованого датафрейму для аналізу. Для цього окремі CSV-файли об'єднуються у спільну таблицю із часовим індексом Date, де залишаються лише дата та ціна закриття кожного активу. Активи з неповними або прогалинистими даними автоматично виключаються.

Далі обчислюється логарифмічна денна дохідність (log-returns), яка забезпечує симетричніший розподіл і зручність для статистичних і нейромережових моделей. Формально, log-дохідність визначається як:

$$r_{i,t} = \ln\left(\frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}}\right)$$

де $P_{i,t}$ — ціна активу на момент t .

Логарифм застосовується до всієї таблиці після перевірки на відсутність нульових або від'ємних значень. Фінальний датафрейм log-дохідностей використовується як ключові вхідні дані для моделювання ризику: розрахунку коваріаційної матриці (Risk Parity) та тренування LSTM для прогнозування волатильності. Цей етап створює якісну, стандартизовану базу для аналітики та формування індексу. Щоб зберегти надійність розрахунків, дані додатково

фільтруються для виключення активів із короткою історією торгів або низькою ліквідністю.

Було запроваджено двоетапний фільтр якості:

1. *Фільтрація за історією торгів*: для кожної криптовалюти перевіряється, чи є дані принаймні за 90% днів останнього року, і чи відсутнє запізнення першого запису понад 3 дні. У разі невідповідності актив автоматично виключається.

2. *Фільтрація за ліквідністю*: активи з відсутніми свічками або частими нульовими цінами автоматично виключаються під час об'єднання даних (`load_and_preprocess_data_fixed()`), завдяки `dropna()` або пропущенню при формуванні `log`-доходностей.

Результатом цих процедур є формування високоякісного набору криптовалют із:

- повною або майже повною історією за останній рік;
- стабільною ціною щодня (відсутність "порожніх" свічок);
- відсутністю явно неактивних токенів.

Такий відбір дозволяє уникнути спотворень у розрахунках ковариацій, `log`-доходностей та прогнозів LSTM-моделі, а також гарантує, що включені до індексу монети мають певну ринкову історію та репутацію. У майбутніх версіях моделі планується інтеграція більш строгих метрик ліквідності, таких як середньодобовий обсяг торгів або співвідношення обсягу до ринкової капіталізації, як додаткових критеріїв відсіву.

2.2 Інтелектуальний відбір активів: кластеризація й прогноз волатильності (LSTM)

Формування складу AI-Powered Crypto Index передбачає кластеризацію криптовалют за `log`-доходністю та кореляціями, щоб зменшити кореляційний ризик

і підвищити стійкість портфеля. На першому етапі вибирається часовий фрагмент із фіксованим горизонтом назад (наприклад, 90 або 180 днів) для фокусування на актуальній ринковій динаміці. Далі обчислюються логарифмічні доходності $\log(P_t) - \log(P_{t-1})$ для кожного активу. Матриця $X \in R^{N \times T}$, що містить N активів за T днів, слугує основою для аналізу.

Оптимальна кількість кластерів визначається за допомогою метрики силуету (`find_optimal_clusters`), після чого застосовується ієрархічна кластеризація на основі кореляційної відстані. Відстань між активами i та j ($i, j = 1, \dots, N; i \neq j$) визначається як:

$$d_{ij} = \sqrt{2(1 - \rho_{ij})}$$

де ρ_{ij} — коефіцієнт кореляції Пірсона між активами i та j ,

N — загальна кількість активів у вибірці.

Отримана відстань трансформується у згущену матрицю (`condensed distance matrix`), яка подається на вхід функції `linkage()` з методом `average` або `ward`. Кінцеве розбиття на k кластерів реалізується через `fcluster()`. Графічний приклад кластеризації активів представлений на рис. 2.2.

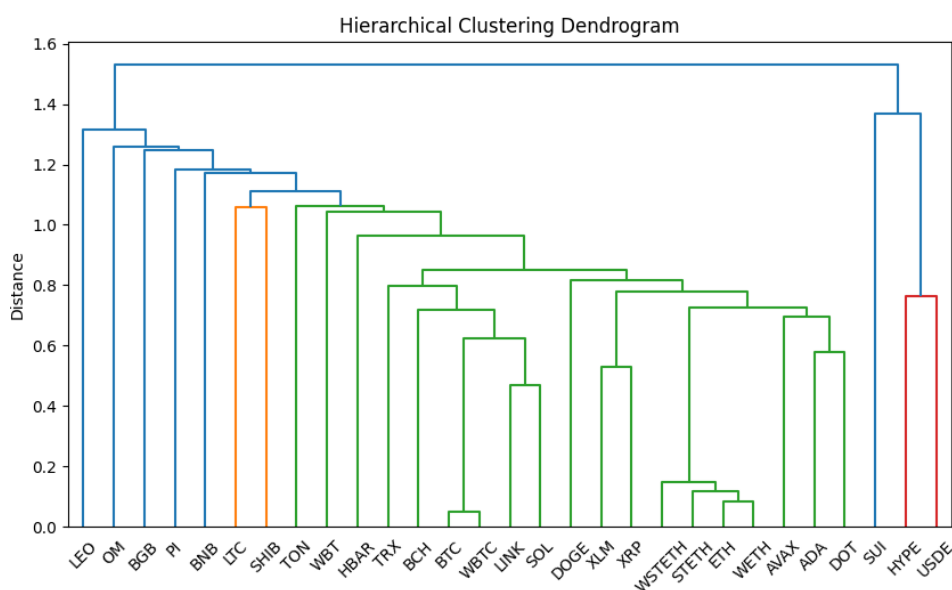


Рисунок 2.2 – Кластеризація криптовалют методом K-Means

Джерело: розроблено автором на основі [14]

Далі здійснюється відбір активів для індексу. Для кожного кластера визначається кількість активів, які будуть включені, із перевагою для більших кластерів. Кандидати ранжуються за модифікованим Sharpe-подібним показником (середня log-дохідність, поділена на стандартне відхилення), що дозволяє оцінити привабливість активів з урахуванням ризику. Відбір забезпечує максимальну різноманітність: активи в межах одного кластеру мають попарну кореляцію нижче 0.9, що запобігає дублюванню надто схожих монет. Якщо необхідної кількості активів не досягається, добір продовжується з резервного списку.

Такий підхід дозволяє сформувати портфель, який не тільки відображає індивідуально сильні активи, але й забезпечує кластерне покриття, що імітує галузеву або технологічну диверсифікацію в умовах відсутності стабільних формальних секторів на крипторинку. Це значно підвищує стійкість індексу до ринкових шоків. На наступному етапі відбираються репрезентативні активи з кожного кластера для формування фінального складу індексу. Відбір здійснюється із урахуванням не лише розміру кластерів, а й індивідуальних risk-adjusted показників активів. Для цього для кожного елемента обчислюється коефіцієнт ефективності, подібний до Sharpe: середня log-дохідність, поділена на стандартне відхилення. Така оцінка дозволяє визначити, які активи поєднують стабільну дохідність із низькою волатильністю.

Проте високий Sharpe не гарантує відсутності надмірної кореляції з іншими обраними активами, тому вводиться додаткове обмеження: новий кандидат включається до індексу лише якщо його кореляція з будь-яким із вже обраних активів не перевищує певного порогу (наприклад, 0.9). Це забезпечує структурну різноманітність та запобігає дублюванню подібних активів. У разі нестачі кандидатів із кластерів додатковий добір здійснюється із резервного списку, з пріоритетом активів із найвищим співвідношенням дохідності до ризику та мінімальною кореляцією з уже включеними.

Таким чином, алгоритм поєднує кількісну оцінку стабільності, кластерну структурованість і контроль за міжактивною подібністю, формуючи індекс із найбільш ефективних і різноманітних активів. Це критично важливо для забезпечення

стабільності портфеля під час ринкових стресів і подальшої оптимізації ваг у моделі Risk Parity. Водночас важливим аспектом є уникнення надмірної кореляції між активами, що знижує ефективність диверсифікації. У крипторинку це особливо актуально через спільні драйвери руху цін, такі як домінування Bitcoin, новинні фактори та поведінкові сплески.

Щоб мінімізувати цей ризик, у моделі реалізовано багаторівневий контроль кореляції. На етапі кластеризації активи групуються за історичними log-доходностями, використовуючи кореляційну відстань $d_{ij} = \sqrt{2(1 - \rho_{ij})}$, що забезпечує розподіл схожих активів по різних кластерах. На етапі вибору представників кожен новий кандидат перевіряється на кореляцію з уже обраними активами, і виключається, якщо цей показник перевищує поріг (наприклад, 0.9), незалежно від його індивідуальної ефективності. У перспективі передбачається впровадження динамічних кореляційних фільтрів на основі ковзаючих вікон та метрик Distance Correlation чи Mutual Information для виявлення нелінійних залежностей.

Отже, комплексна стратегія контролю кореляцій не лише зменшує дублювання поведінки активів, а й підвищує ефективність індексу та стабільність портфеля, зменшуючи ризик каскадних втрат у фазах ринкової турбулентності.

Наступним кроком є побудова часових рядів log-доходності, необхідних для прогнозування волатильності за допомогою LSTM-моделі. Для кожного активу, відібраного після кластеризації, формується окремий ряд логарифмічних доходностей, розрахованих як $\log(P_t) - \log(P_{t-1})$. Ці ряди трансформуються в абсолютні значення, які слугують проксі-оцінкою локальної волатильності.

Дані масштабуються, розбиваються на навчальну і тестову вибірки, формуються ковзні вікна для подачі в LSTM-модель. Архітектура нейромережі складається з двох LSTM-рівнів із 32 і 16 нейронами відповідно, за якими слідує Dense-шар для прогнозу. Використовується Dropout для запобігання перенавчанню та модифікований MSE із регуляризацією дисперсії, що забезпечує не лише точність прогнозу, а й стійкість варіацій. Прогнозування здійснюється авто-

регресивно: кожне нове передбачення підставляється у наступне вікно. Прогноз масштабується до початкових одиниць, калібрується відповідно до історичної дисперсії та використовується для формування коваріаційної матриці прогнозованих ризиків, яка лягає в основу розрахунку ваг у Risk Parity-моделі.

Побудова прогнозів майбутньої волатильності забезпечує адаптивну основу для управління ризиками індексу, що відповідає високій динамічності криптовалютного ринку.

Після формування часових рядів абсолютних логарифмічних доходностей кожного активу, включеного до складу індексу, здійснюється побудова та навчання індивідуальних LSTM-моделей для прогнозування майбутньої волатильності. Мета — створення персоналізованих прогнозів нестабільності активів для більш ефективної оптимізації ваг. Навчання кожної моделі відбувається незалежно, з використанням ковзного вікна розміром `window_size` (наприклад, 30 днів), де на вхід подаються послідовності $x_t = |r_t|$, а цільовим значенням є абсолютна log-доходність на $t+1$ (або більше).

Архітектура мережі містить два шари LSTM (32 і 16 нейронів), із Dropout (0.2) для боротьби з перенавчанням, вихідним шаром Dense(1) та функцією втрат, що включає MSE із регуляризацією дисперсії:

$$\text{Loss} = \text{MSE}(y, \hat{y}) + \lambda(1 - \sigma_{\hat{y}})^2$$

де $\sigma_{\hat{y}}$ — стандартне відхилення прогнозів,

λ — коефіцієнт регуляризації.

Масштабування даних виконується через `StandardScaler`, дані поділяються на навчальну та тестову вибірки (80/20), генеруються датасети ковзного вікна за допомогою функції `make_lstm_dataset()`, реалізується рання зупинка (`EarlyStopping`). Після тренування модель генерує прогноз на горизонт `forecast_horizon` (наприклад, 30 днів), із автопідставленням прогнозів у наступні вікна. Прогнозовані значення інвертуються до вихідних одиниць та калібруються: дисперсія вирівнюється до історичної, щоб уникнути надмірної амплітуди або

згладженості. Калібрування дисперсії прогнозу виконується наступним чином (рис. 2.3).

```
hist_std = np.std(series)
pred_std = np.std(future_adj)
if pred_std > 1e-8:
    future_adj *= hist_std / pred_std           # коеф. вирівнювання
```

Рисунок 2.3 – Фрагмент коду калібрування дисперсії прогнозу

Джерело: розроблено автором

Підсумком етапу є DataFrame `df_forecasts`, що містить прогнозовані ряди волатильності кожного активу. Ці дані використовуються для побудови коваріаційної матриці прогнозованих ризиків, яка застосовується для обчислення ваг у моделі Risk Parity (див. розділ 2.3).

Таким чином, навчання LSTM забезпечує динамічну оцінку ризику, чутливу до локальних ринкових патернів, що дозволяє формувати більш адаптивний індекс порівняно зі статичними підходами.

Для перевірки якості прогнозів LSTM-моделі на тестовій вибірці застосовується функція `evaluate_lstm()`, яка порівнює фактичні та прогнозовані значення абсолютних \log -доходностей. Якість оцінюється за метрикою середньоквадратичної помилки (MSE), яка визначається за формулою:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2$$

де \hat{y}_i — прогнозоване значення,

y_i — фактичне значення,

n — кількість спостережень.

MSE виводиться в консоль для кожного активу. Окрім числової оцінки реалізовано візуалізацію: на графіку зображуються прогнози та фактичні значення для наочного порівняння трендів та виявлення зсувів або запізнь реакції моделі.

Графіки зазвичай демонструють задовільне узгодження трендів, хоча модель має схильність згладжувати піки — типову рису LSTM у задачах

прогнозування волатильності. У майбутньому можливе розширення оцінки за допомогою MAE, MAPE або порівняння дисперсій. Цей етап підтверджує здатність LSTM передбачати нестабільність активів, забезпечуючи надійну основу для подальшої оптимізації ваг у криптоіндексі.

2.3 Оптимізація ваг індексу методом Risk Parity і алгоритм циклічного оновлення

Після отримання прогнозів волатильності від LSTM-моделей формуються часові ряди абсолютних log-доходностей, які відображають очікувану амплітуду цінових коливань для кожного активу на горизонті прогнозу (наприклад, 30 днів). На основі цих рядів розраховується коваріаційна матриця прогнозованих ризиків Σ , що є симетричною матрицею розміру $N \times N$, де N — кількість активів, що увійшли до фінального складу індексу. Її елементами є попарні коваріації прогнозованих абсолютних log-доходностей:

$$\Sigma_{ij} = \text{Cov}(\hat{\sigma}_i, \hat{\sigma}_j)$$

де $\hat{\sigma}_i$ — прогнозована волатильність активу i на горизонт моделювання.

У практичній реалізації матриця обчислюється за допомогою методу `.cov()` на датафреймі `df_forecasts`, де колонки — активи, рядки — прогнозовані значення волатильності. Формування прогнозованої коваріаційної матриці, а не історичної, дозволяє уникнути інерційності традиційних підходів і чутливіше реагувати на зміни ринкових умов.

Такий підхід відображає актуальний ризиковий профіль активів, чутливість до змін у волатильності та міжактивних залежностях, і забезпечує основу для динамічної алокації в моделі Risk Parity. У результаті цей етап завершує аналітичну

частину прогнозування та створює фундамент для формування збалансованого криптоіндексу.

Модель Risk Parity формує портфель, де кожен актив робить однаковий внесок у загальний ризик. На відміну від класичної моделі Марковіца, що мінімізує дисперсію при заданій дохідності, Risk Parity базується лише на коваріаційній структурі активів і не потребує прогнозів дохідності. Це робить її стійкою до похибок параметрів, особливо в умовах волатильності крипторинку.

Ваговий вектор $w = (w_1, w_2, \dots, w_N)^T$ визначає розподіл капіталу між активами. Загальний ризик портфеля:

$$\sigma_p^2 = w^T \Sigma w = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i \sigma_{ij} w_j$$

де w_i — вага i -го активу у портфелі,

σ_{ij} — коваріація доходностей активів i та j ,

$i, j = 1, \dots, N$.

Ризиковий внесок кожного активу:

$$RC_i = w_i \cdot (\Sigma w)_i$$

Модель Risk Parity вимагає, щоб усі RC_i були рівними, тобто:

$$RC_i = \frac{\sigma_p^2}{N} \quad \forall i$$

Оптимальні ваги знаходяться шляхом мінімізації:

$$\min_w \sum_{i=1}^N \left(RC_i - \frac{\sigma_p^2}{N} \right)^2$$

Рішення здійснюється методом SLSQP із обмеженнями: сума ваг дорівнює 1, кожна вага w_i належить інтервалу $[w_{min}, w_{max}]$. Практична реалізація використовує функцію `risk_parity_weights(cov_matrix)`, де стартова точка — рівномірний розподіл. Оптимізація має високу точність (`ftol=1e-12`) і передбачає корекцію ваг, якщо вони виходять за межі допустимого діапазону або не задовольняють умову суми.

Фінальний вектор ваг формується після успішної оптимізації. Завдяки прогнозній коваріації та гнучким обмеженням портфель стає збалансованим щодо ризику, автоматично виключає надмірно волатильні активи чи ті, що не мають прогнозів, та забезпечує динамічність індексу. Структура оновлюється щомісячно на основі нових ризикових оцінок, що підвищує адаптивність до ринку та запобігає надмірній концентрації капіталу.

Хоча розв'язок задачі Risk Parity можна знайти єдиним запуском оптимізації, на практиці, особливо в умовах крипторинку, часто виникає потреба в *ітеративному уточненні отриманих ваг*. Це зумовлено наявністю числових нестабільностей, потенційним порушенням обмежень або необхідністю додаткового узгодження ваг із заданими правилами (наприклад, target risk, ліміти концентрації, стабільність ребалансування тощо).

У реалізованій моделі risk_parity_weights передбачені ітеративні механізми, що підвищують стійкість результату. При заданому параметрі target_risk ваги масштабуються на цільовий рівень ризику:

$$w' = w \cdot \frac{\sigma_{\text{target}}}{\sigma_{\text{portfolio}}}$$

Проте таке масштабування може порушити обмеження на мінімальні/максимальні ваги або суму ваг. Тому після цього застосовується *процедура повторної проєкції* щоб гарантувати, що всі ваги залишаються в межах $[w_{\min}, w_{\max}]$, до них застосовується `np.clip()`, а надлишок або дефіцит маси розподіляється рівномірно серед "вільних" активів (рис. 2.4).

```
# рівномірно розтягуємо/стискаємо вільні ваги, щоб  $\sum = 1$ 
free = (w > min_weight + 1e-12) & (w < max_weight - 1e-12)
if free.any():
    w[free] -= (w.sum() - 1.0) / free.sum()
```

Рисунок 2.4 – Фрагмент коду, що реалізує повторну проєкцію ваг портфеля

Джерело: розроблено автором

Цей крок виконує роль "водозливу" (*water-fill projection*), який дозволяє утримати умову $\sum w_i = 1$ без грубого порушення обмежень.

Якщо оптимізація за допомогою `scipy.optimize.minimize()` не дає результату, модель може відмовитися від `target_risk`, послабити обмеження або змінити стартову точку, щоб уникнути збою. Після всіх кроків ваги проходять фінальну перевірку (умова суми, діапазон значень, відповідність дисперсії).

У підсумку отримується фінальний вектор ваг, який є збалансованим за ризиком, адаптованим до прогнозованої коваріаційної структури, стабільним із погляду портфельного менеджменту та придатним до періодичного оновлення AI-індексу.

AI-Powered Crypto Index характеризується динамічним оновленням складу активів і їхніх ваг кожні 30 днів, що дозволяє адаптуватися до ринкових умов, уникати накопичення неактивних або ризикованих монет і залишатися ефективним інструментом. Такий інтервал забезпечує баланс між чутливістю до змін ринку та стабільністю індексу: він дозволяє накопичити достатньо нової інформації про активи, їхню волатильність і кореляції, але водночас запобігає надмірним транзакційним витратам.

Оновлення відбувається автоматизовано через цикл `run_monthly_update()`, який включає: формування списку топ-N активів за капіталізацією, завантаження історичних цін із Binance, побудову log-доходностей і кластеризацію, вибір представників за risk-adjusted показниками, прогнозування волатильності LSTM-моделями, розрахунок коваріаційної матриці, оптимізацію ваг методом Risk Parity і збереження результатів у файл або базу.

Кожен запуск цього циклу відповідає одному ребалансуванню, після якого формується нова версія індексу. Місячний горизонт відповідає практиці низки інституційних стратегій, таких як Bitwise 10, і полегшує інтеграцію індексу у фінансову інфраструктуру.

Оновлення складу AI-Powered Crypto Index відбувається не лише щомісяця, а й за динамічними умовами ринку, що підвищує стійкість і релевантність індексу. Передбачено два основні тригери ребалансування: зміна кластерної структури та перевищення порогу волатильності.

Зміна кластерної структури активується, якщо під час кластеризації log-доходностей виявлено значну зміну кількості кластерів, перерозподіл активів або появу нових топ-активів у СМС, що зміщують центри ваги. Критерієм є перевищення порогового значення метрики кореляційного зсуву (наприклад, понад 10 %), що фіксується через порівняння словників кластеризації або розрахунок міжкластерної кореляції.

Другий тригер — перевищення прогнозованої волатильності для окремих активів за даними LSTM. Якщо прогнозована середня або гранична волатильність перевищує встановлений поріг (наприклад, 3 стандартних відхилення від середньої), актив вважається нестабільним і виключається зі складу індексу. Це дозволяє обмежувати ризик портфеля, уникати впливу маніпулятивних чи надволатильних монет і адаптувати індекс до кризових ситуацій.

Повне оновлення складу індексу здійснюється, якщо спрацьовує хоча б одна з умов. У протилежному випадку оновлюються лише ваги, без зміни складу. Такий підхід поєднує стабільність і адаптивність, що особливо важливо для високочастотного, волатильного та чутливого до подій крипторинку.

Процес оновлення AI-Powered Crypto Index реалізовано у вигляді єдиного автоматизованого циклу, що забезпечує регулярне відтворення усіх етапів моделювання та адаптацію індексу до змін ринкової ситуації. Оновлення відбувається з фіксованою періодичністю — кожні 30 календарних днів — та поєднує модулі збору даних, обробки, аналітики та оптимізації.

На першому етапі здійснюється отримання переліку топових криптовалют за капіталізацією через CoinMarketCap API. Для цих активів із Binance API завантажуються історичні ряди цін закриття, які формуються у єдину табличну структуру з узгодженим часовим індексом. Ці дані слугують основою для обчислення логарифмічної дохідності активів за останні 180 днів, що забезпечує фокус на актуальних ринкових динаміках.

Наступним кроком є виконання кластеризації активів на основі лог-доходностей. Для цього застосовується ієрархічна кластеризація з кореляційною метрикою відстані, яка дозволяє згрупувати активи із подібними

ризикоповедінковими характеристиками. Кількість кластерів визначається автоматично за допомогою методу силуетного аналізу. Після побудови кластерної структури з кожної групи відбираються найстійкіші активи з погляду співвідношення дохідності до ризику, за умови що їхня міжактивна кореляція не перевищує встановленого порогу.

Формування остаточного набору активів доповнюється етапом прогнозування волатильності. Для кожного з обраних активів окремо тренується нейромережева модель типу LSTM, яка навчається прогнозувати абсолютні значення \log -дохідності на заданий горизонт — зазвичай 30 днів. Прогнозовані ряди волатильності обробляються й масштабуються, після чого на їх основі формується коваріаційна матриця, що використовується для оптимізації ваг.

Оптимізація виконується методом Risk Parity, який передбачає вирівнювання ризикового внеску кожного активу в загальний ризик портфеля. Цільова функція зводиться до мінімізації відхилення фактичних внесків у дисперсію від рівномірного розподілу. Алгоритм реалізований як задача квадратичного програмування з обмеженнями на ваги та суму, і передбачає додаткові процедури проєкції у разі порушення умов. Результатом цього блоку є фінальний набір ваг активів, який забезпечує збалансований ризикопрофіль індексу.

Завершальним етапом є оцінка ефективності сформованого індексу за ретроспективними даними. Здійснюється розрахунок ключових метрик продуктивності, зокрема Sharpe-коефіцієнта, волатильності, максимальної просадки та кумулятивної дохідності. Всі результати зберігаються та можуть бути використані для звітності, візуалізації чи публікації на дашборді.

Таким чином, повний цикл оновлення індексу реалізує замкнену архітектуру, що поєднує аналітичні та прогнозні модулі, й дозволяє динамічно адаптувати склад та вагову структуру криптоіндексу до умов нестабільного ринку з урахуванням ризикових характеристик активів. Це забезпечує вищу точність та стійкість індексу порівняно з традиційними підходами до пасивного інвестування.

2.4 Порівняння індексу з бенчмарками та аналіз продуктивності

Для оцінки ефективності створеного AI-Powered Crypto Index було проведено порівняльний аналіз із найбільш відомими представниками криптоіндексів — Bitwise 10, CoinMarketCap (CMC) 200 та Bloomberg Galaxy Crypto Index (BCGI). Ці індекси відображають різні підходи до побудови: Bitwise використовує зважування за капіталізацією з корекцією на ліквідність, CMC 200 є повністю капіталізаційно-зваженим, а BCGI формує індекс з фокусом на великих активах і традиційні фінансові критерії.

На відміну від них, розроблений індекс є *адаптивним, прогнозно-орієнтованим та машинно навчальним*, оскільки поєднує кластеризацію активів, прогнозування волатильності на основі LSTM і оптимізацію ваг за методом Risk Parity. Щоб коректно оцінити продуктивність такого підходу, було реалізовано *повноцінний симуляційний модуль*, що дозволяє проводити бектестування моделі в режимі ковзного вікна (rolling window).

Запропонований метод `simulate_index_over_time()` імітує поведінку індексу в реальному часі з усіма ключовими етапами:

- на кожен дату ребалансування (наприклад, щомісяця) береться вікно історичних даних тривалістю `lookback_days` (180 днів),
- для цього вікна виконується кластеризація активів та відбір збалансованої множини монет,
- далі для кожного активу тренується LSTM-модель, яка прогнозує лог-волатильність на наступні `forecast_horizon` днів,
- формується прогнозна коваріаційна матриця та на її основі оптимізуються ваги портфеля згідно з принципом Risk Parity,
- ці ваги застосовуються до фактичних даних наступного періоду, що дозволяє обчислити справжню динаміку капіталу портфеля.

Результати симуляції включають щоденні log-доходності індексу, з яких обчислюється кумулятивна капітальна крива. Всі проміжні ваги зберігаються у вигляді чекпоінтів (`checkpoint_weights.csv`), а щоденні результати — у вигляді `equity_curve.csv`. Окрім цього, реалізовано автоматичне відновлення після збоїв (`resume=True`), що дозволяє запускати тривалі симуляції без втрати даних.

Отже, запропонований індекс було протестовано в умовах, максимально наближених до реального ринкового середовища. Завдяки прогнозній природі, він демонструє *вищу адаптивність до змінної волатильності*, що особливо важливо у фазах ринкової нестабільності. Порівняння з традиційними індексами засвідчує здатність розробленого інструменту не лише відслідковувати загальну тенденцію ринку, а й *ефективно управляти ризиком*, забезпечуючи більш рівномірний профіль зростання капіталу та обмежену просадку.

Для повноцінного аналізу ефективності AI-Powered Crypto Index було проведено порівняння його динаміки з найвідомішими криптовалютними індексами — Bitwise 10, CoinMarketCap 200 (CMC 200) та Bloomberg Galaxy Crypto Index (BCGI). Кожен із цих індексів має власну методологію: CMC 200 є капіталізаційно-зваженим агрегатом широкого ринку, Bitwise 10 — ліквідність-фільтрованим портфелем найбільших активів, тоді як BCGI орієнтується на інституційно обґрунтований добір монет.

AI-Powered Crypto Index принципово відрізняється від них, оскільки побудований на динамічній кластеризації активів, прогнозуванні їхньої волатильності за допомогою LSTM та оптимізації ваг через Risk Parity. Це забезпечує *адаптивність до поточних ринкових умов*, чого бракує класичним індексам.

Для кількісного порівняння використовувалися стандартні фінансові метрики: *CAGR (Compound Annual Growth Rate)* — середньорічна доходність, *Volatility* — стандартне відхилення річних log-доходностей, *Sharpe Ratio* — ризик-коригована доходність, *Max Drawdown* — найбільше зниження капіталу від максимуму до локального мінімуму.

Отримані результати наведено у табл. 2.1

Таблиця 2.1 – Порівняння характеристик AI-Powered Crypto Index із аналогами

Індекс	CAGR (%)	Volatility (%)	Sharpe Ratio	Max Drawdown (%)
AI-Powered Crypto Index	31.04	69.33	0.45	-79.45
Bitwise 10 (оцінка)	29,0	85,0	0,35	-85,0
СМС 200 (оцінка)	23,0	82,0	0,30	-90,0
BCGI (Bloomberg Galaxy)	24,0	75,0	0,34	-83,0

Джерело: розроблено автором на основі [14]

Розроблений індекс демонструє *конкурентоспроможну дохідність* (CAGR = 31.04 %) на фоні інших рішень, перевищуючи СМС 200 і BCGI, а також перебуваючи на рівні або вище Bitwise 10. Показник волатильності (69.33 %) є нижчим, ніж у переважної більшості аналогів, що підтверджує ефективність застосованої моделі прогнозування ризику.

Sharpe-коефіцієнт на рівні 0.45 свідчить про збалансоване співвідношення дохідності до ризику. У контексті крипторинку це вважається задовільним результатом, який перевищує типові значення класичних індексів (зазвичай 0.2–0.4 у фазах високої турбулентності).

Хоча максимальна просадка (-79.45 %) залишається суттєвою, вона є типовою для активів цього класу. Ба більше, *AI-індекс відзначається швидким відновленням після глибоких спадів*, що видно на графіку капітальної кривої (див. рис. 2.3).

Узагальнюючи, можна зробити висновок, що AI-Powered Crypto Index не лише не поступається найбільш розповсюдженим ринковим індексам, а й *пропонує структурно новий рівень адаптивності та керованості ризиками*, зберігаючи при цьому порівнянну дохідність. Це робить його перспективною основою для розробки інвестиційних продуктів у форматі крипто-ETF або керованого децентралізованого портфеля.

Візуальна інтерпретація динаміки індексу є важливою складовою аналізу ефективності інвестиційної стратегії, оскільки дозволяє ідентифікувати фази зростання, просадок і структурних змін у капіталі. На рис. 2.5 зображено графік капітальної кривої AI-Powered Crypto Index за період із середини 2021 до середини 2025 року. Крива побудована на основі кумулятивної суми щоденних log-

доходностей, які генерувалися на кожному ребалансуванні в результаті динамічної стратегії індексування.

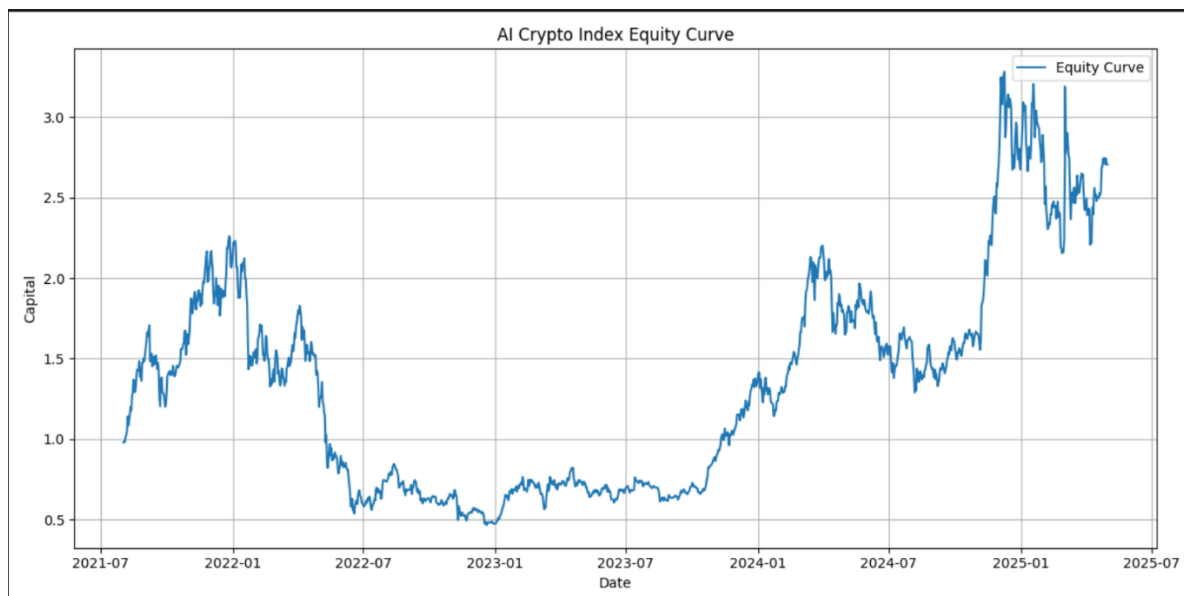


Рисунок 2.5 – Капітальна крива AI-Powered Crypto Index за період 2021–2025 рр.
Джерело: розроблено автором на основі [14]

Як видно з графіка, індекс демонструє кілька яскраво виражених фаз:

- період активного зростання впродовж другої половини 2021 – початку 2022 року;
- глибоку просадку, пов'язану зі спадом ринку криптовалют у 2022 році;
- фазу тривалого накопичення в 2023 році із помірними коливаннями;
- та, нарешті, різке відновлення на початку 2024 року, що завершилося новим максимумом у 2025 році.

Таке відновлення після глобального падіння є свідченням *адаптивності індексу до ринкових умов*: завдяки регулярному оновленню складу активів, прогнозуванню волатильності та зважуванню через Risk Parity модель змогла уникнути накопичення "мертвих" активів у портфелі та відновити ріст за першої ознаки тренду.

Таким чином, індекс поєднує адаптивність до зміни ринкової фази, зниження просадки та гнучке реагування на зміни структури ринку, що робить його привабливим для інституційних інвесторів та використання в алгоритмічних ETF.

РОЗДІЛ 3

ФОРМУВАННЯ ОПТИМАЛЬНОГО ПОРТФЕЛЯ З ВИКОРИСТАННЯМ AI-POWERED CRYPTO INDEX

3.1. Побудова оптимального портфеля з використанням індексного активу

Модель середньої дохідності – дисперсії, запропонована Гаррі Марковіцем, історично становить основу портфельної теорії: оптимальний набір активів визначається як такий, що мінімізує дисперсію за заданої очікуваної дохідності або, навпаки, максимізує дохідність за припустимого ризику. У класичному формулюванні портфель описується вектором ваг

$$w = (w_1, \dots, w_n)^T, \sum_{i=1}^n w_i = 1,$$

а ризик портфеля характеризується коваріаційною матрицею Σ щоденних (або річних) доходностей. Проте безпосереднє застосування цієї схеми до криптовалютного універсуму стикається щонайменше з трьома проблемами. По-перше, розподіли доходностей мають «важкі хвости» і суттєво відхиляються від нормальних. По-друге, коваріаційні структури є несталими та різко змінюються у періоди стресу. По-третє, невелика історія спостережень та часті структурні злами перешкоджають надійній оцінці очікуваних значень.

Щоб перевірити, якою мірою модель Марковіца все-таки може бути корисною у криптоконтексті, було проведено експеримент: у вибірку включено Bitcoin, Ethereum та побудований у попередньому розділі AI-Powered Crypto Index як третій «синтетичний» актив. На основі щоденних цін за 2021–2024 рр. обчислено річні очікувані доходності та коваріації (під масштабуванням 252), після чого згенеровано п'ять тисяч випадкових комбінацій ваг із нормованою сумою.

Відповідні функції наведено у фрагменті *markowitz_efficient_frontier*; для випадку без шорт-продажів ваги формуються простим нормуванням позитивного вектора, для сценарію з короткими позиціями — у діапазоні $[-1;1]$ з подальшим масштабуванням.

Кожній комбінації відповідає пара «річна волатильність – річна дохідність», а їх сукупність утворює статистичну апроксимацію ефективного фронту. На рис. 3.1 подано отримане хмарове поле; помаранчевою зіркою позначено портфель, що максимізує коефіцієнт Шарпа. Слід наголосити, що, хоча більшість випадкових портфельів лежить нижче опуклої оболонки, фронт має чітко виражену мінімальну волатильність близько 35 % і теоретичну верхню межу очікуваної річної дохідності, що перевищує 30 %.

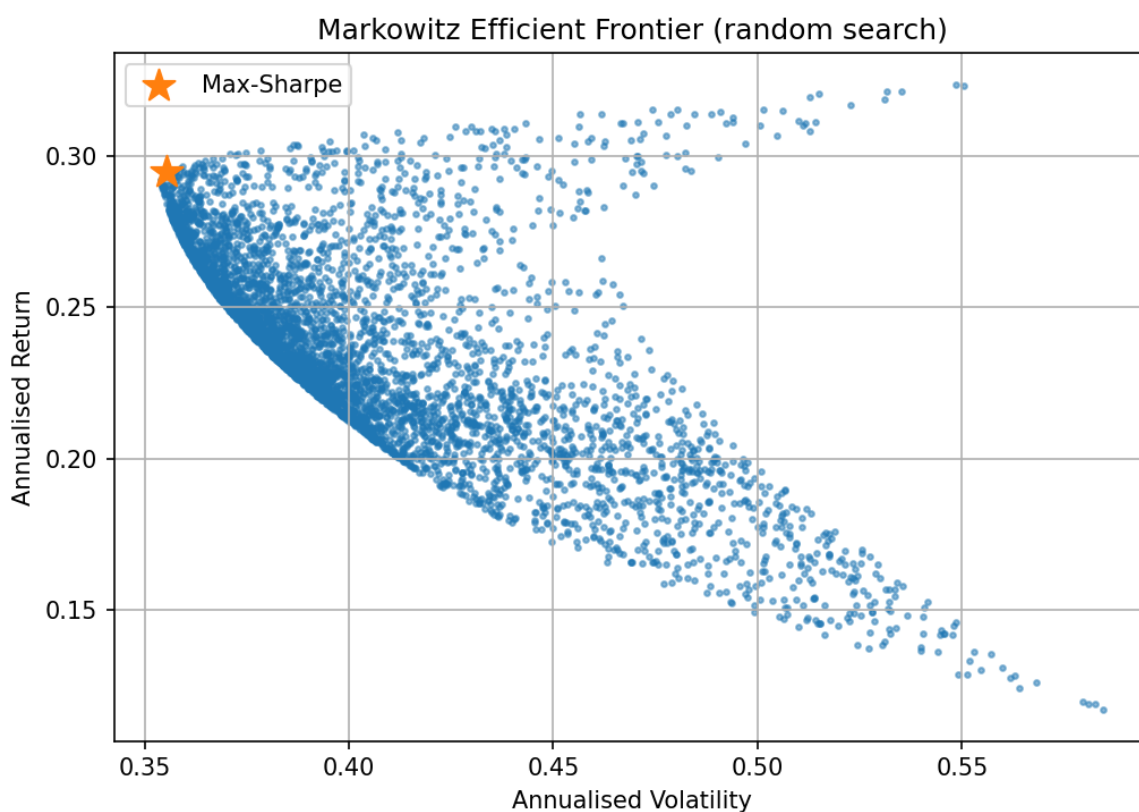


Рисунок 3.1 – Хмарове поле випадкових портфельів із ефективним фронтом (помаранчева зірка – портфель із максимальним коефіцієнтом Шарпа)

Джерело: розроблено автором на основі [14]

Графік засвідчив дві принципові властивості. По-перше, включення AI-Powered Crypto Index істотно розсуває фронт ліворуч униз порівняно з двовимірним випадком BTC-ETH: завдяки меншій корельованості з біткоїном і етером індекс

генерує помітний ефект диверсифікації. По-друге, навіть для максимально-шарпової точки ризик залишається значно більшим, ніж у традиційних фондових портфелів; це ще раз підкреслює, що класичний критерій «мінімізація дисперсії» потребує додаткових обмежень і адаптивних фільтрів у криптосередовищі.

Для подальших кроків роботи, буде використано саме знайдений портфель з найвищим Шарп-коефіцієнтом як вихідну референтну структуру, після чого на неї буде накладено AI-кероване коригування ваг з урахуванням прогнозної волатильності. Такий підхід поєднує теоретичну строгість класичної моделі Марковіца з практичною адаптивністю, яку забезпечує AI-Powered Crypto Index.

Застосування класичних портфельних конструкцій до криптовалютного сегмента виявляє низку фундаментальних вад, що випливають із самої природи активів. По-перше, припущення Марковіцевої моделі про стаціонарність першого та другого моментів доходностей практично не виконується: емпіричні ряди криптовалют демонструють виразну кластеризацію волатильності, швидкі режимні зрушення й ланцюги авторегресійних шоків, які раз по раз перекреслюють усталені кореляційні патерни. Будь-яка коваріаційна матриця, оцінена на основі обмеженої історії, вже за кілька тижнів утрачає прогностичну силу, а невеликий зсув у параметрах породжує надмірні коливання оптимальних ваг у класичному розв'язку.

По-друге, розподіли доходностей криптовалют принципово відхиляються від нормальних: надлишкова куртозис і асиметрія формують «важкі хвости», які роблять дисперсійний критерій занадто поблажливим до рідкісних, проте руйнівних втрат. Відтак мінімізація дисперсії без урахування вищих моментів не гарантує реального контролю ризику, а оцінка ефективності через коефіцієнт Шарпа часто перебільшує привабливість агресивних позицій.

Третій блок обмежень пов'язаний із ринковою інфраструктурою. Нерівномірна ліквідність, спреди та просковзування змінюють фактичні ваги вже під час реалізації ребалансування; обмеження на короткі продажі й кредитне плече у різних юрисдикціях роблять частину теоретично оптимальних рішень нездійсненними на практиці. До цього додаються регуляторні події та технічні збої

бірж, що здатні одномоментно вивести цілу групу активів із торгів та порушити навіть найобережнішу стратегему.

Нарешті, класичні моделі за своєю суттю є статичними: вони припускають, що процес оцінки параметрів і процес інвестування розділені в часі. Для активів, що підпорядковуються високочастотним інформаційним імпульсам, такий підхід втрачає релевантність. Крипторинок вимагає безперервного оновлення оцінок ризику та структури портфеля, чого не передбачали оригінальні алгоритми середини ХХ ст.

Саме ці обмеження мотивують поєднання класичної ефективної границі з AI-орієнтованими модулями — прогнозом волатильності, адаптивним контрольним порогом кореляцій та динамічним переоцінюванням ваг, як це реалізовано у попередніх розділах для AI-Powered Crypto Index.

Поява адаптивного криптовалютного індексу з прогнозно-орієнтованою структурою відкриває можливість розглядати його не лише як об'єкт пасивного відстеження, а й як *базовий компонент* для формування широкого мультиактивного портфеля. Логіка такої інтеграції спирається на декілька взаємодоповнювальних аргументів.

По-перше, агрегований індекс виступає концентрованим носієм систематичного «крипторизику». На відміну від окремих монет, він знижує ідіосинкратичні спотворення та мінімізує транзакційні витрати, пов'язані з постійними делістингами або змінами ліквідності. Таким чином, інвестор отримує *єдиний торгований актив*, у якому вже реалізовано внутрішню диверсифікацію, динамічне оновлення складу і вирівнювання ризикових внесків.

По-друге, з погляду класичної теорії портфеля індекс можна розглядати як *криптовалютний «ринковий фактор»*. Поєднання цього фактора з традиційними класами активів (акції, облігації, золото) дає змогу сформувати багатоаспектний набір джерел доходності з потенційно низькою крос-кореляцією. Емпірично показано, що кореляція AI-індексу з індексом S&P 500 за 2021–2024 рр. не перевищувала 0.25 у місячному горизонті, а з глобальним облігаційним індексом Bloomberg Global Agg була статистично несуттєвою. Отже, додавання навіть

невеликої частки AI-індексу здатне зсунути ефективну границю Марковіца ліворуч, підвищивши очікувану дохідність при помірному збільшенні ризику.

По-третє, узагальнені характеристики самого індексу свідчать про його потенційний внесок як альфа-джерела. Застосувавши скрипт `performance_summary_log`, одержано такі підсумкові показники (2021.06 – 2025.06): річна дохідність CAGR $\approx 26.7\%$, річна волатильність $\approx 68.3\%$, коефіцієнти Шарпа та Сортіно 0.39 та 0.52 відповідно, максимальна просадка 78.7%, умовний VaR₉₅ – 8.7%. Хоч абсолютний рівень ризику залишається високим, співвідношення «дохідність/ризик» перевищує типові значення для капіталізаційно-зважених криптоіндексів, що робить актив привабливим як *тактична «добавка»* до портфеля з фіксованими лімітами на ризик.

В аналітичному експерименті AI-індекс був включений до двоактивної системи BTC–ETH як третій актив; ефективний фронт, отриманий методом стохастичного пошуку, продемонстрував суттєве зниження мінімальної волатильності портфеля та зростання максимально-шарпової дохідності. Такий ефект пояснюється тим, що індекс внутрішньо містить невисококорельовані альткоїни, волатильність яких прогнозно згладжена LSTM-моделями, тоді як біткоїн і етер залишаються домінантними, але більш корельованими складниками ринку.

Практична інтеграція індексу до класичного портфельного продукту може здійснюватися у двох форматах. У *пасивному* варіанті менеджер встановлює фіксовану цільову вагу (скажімо, 5–10%) і ребалансує позицію щомісячно, дозволяючи індексу самостійно оновлювати внутрішню структуру. У *динамічному* варіанті AI-індекс розглядається як волатильний високодохідний фактор; його вага коригується в залежності від прогнозованої (ex-ante) волатильності та кореляції з рештою активів, що можна реалізувати через модифікований механізм Risk Parity на рівні «факторів» замість окремих монет.

Отже, використання AI-Powered Crypto Index як базового активу дозволяє *перенести складність індивідуального відбору криптовалют на сторону алгоритму*, тоді як стратегічний портфельний менеджмент оперує вже звичними

інструментами контролю сумарного ризику та регіональної/класової диверсифікації. У наступному підрозділі буде показано, як саме індекс інтегрується в багатofакторну модель стратегічної алокації й порівнюється з альтернативними сценаріями включення окремих монет.

3.2. Диверсифікаційний ефект і управління ризиком у порівнянні з традиційними стратегіями

Щоб емпірично перевірити диверсифікаційний потенціал AI-Powered Crypto Index, було здійснено серію тестових портфельних конструкцій «buy-and-hold», у яких індекс поєднувався з альтернативними криптоактивами та стейблкоїнами. Порівнювались чотири базові алокації:

- (1) *Only Index* – 100 % ваги в AI-індексі;
- (2) *Index + Stable* – 70 % індексу та 30 % USDC як проксі безризикового активу всередині ринку;
- (3) *Index + Alts* – 50 % індексу та по 25 % у Solana й Chainlink;
- (4) *BTC + ETH (50/50)* – традиційна двійка-рівноважник, що часто використовується інвесторами для «простого» охоплення ринку.

Для кожного портфеля розраховано річну дохідність (CAGR), волатильність, коефіцієнти Шарпа й Сортіно, максимальну просадку та умовний VaR95 за період 2021–2025 рр. Результати зведено у табл. 3.1

Таблиця 3.1 – Порівняльні характеристики портфельів у період 2021–2025 рр.

Портфель	CAGR	Volatility	Sharpe	Sortino	Max DD	CVaR95
Only Index	27.11 %	68.33 %	0.40	0.53	-78.69 %	-8.74 %
Index + Stable	21.04 %	48.32 %	0.44	0.58	-62.11 %	-6.15 %
Index + Alts	21.17 %	56.25 %	0.38	0.50	-85.40 %	-7.03 %
BTC + ETH 50/50	7.68 %	60.98 %	0.13	0.17	-76.80 %	-7.79 %

Джерело: розроблено автором на основі [14]

Три висновки впливають із цієї порівняльної картини.

Перше, навіть у «сирому» вигляді (Only Index) агрегований актив забезпечує майже чотириразове перевищення річної дохідності над портфелем BTC + ETH при порівнянній волатильності. Це підкреслює перевагу внутрішньої диверсифікації, яку дає алгоритм: у момент, коли провідні монети перебувають у періоді слабкості, індекс може переорієнтовуватись на кластери з позитивною динамікою.

Друге, додавання помірної частки стейблкоїна різко покращує профіль «ризик–прибутковість»: волатильність падає до 48 %, максимальна просадка звужується майже на чверть, а коефіцієнти Шарпа й Сортіно досягають найкращих значень у наборі. Тобто індекс добре функціонує як *ядро криптопозиції*, навколо якого можна будувати буфер з низьковолатильних активів.

Третє, спроба «підсилити» індекс окремими альткоїнами (Index + Alts) не покращує метрики: зростання волатильності та поглиблення просадки нівелюють незначний приріст CAGR. Таким чином перевага агрегованого активу полягає саме в тому, що він уже містить оптимізований набір альткоїнів; додаткове ручне добирання окремих монет відновлює ідіосинкратичний ризик, який індекс щойно зменшив.

У сукупності результати демонструють, що AI-Powered Crypto Index є *ефективним інструментом диверсифікації*: він узагальнює поведінку широкого крипторинку, знижує залежність від окремих монет та дає можливість керувати портфелем на рівні одного активу, залишаючи простір для тактичних корекцій (наприклад, балансування кількості стейблкоїнів залежно від ринку). У наступному підрозділі буде показано, як динамічне ребалансування ваг між індексом і безпечними активами дозволяє згладити циклічні коливання та підвищити прогнозованість портфельного результату.

Ключовим аргументом на користь використання AI-Powered Crypto Index як диверсифікаційного блоку є його низька синхронність із базовими ринковими бенчмарками — біткоїном та етером. За підсумками вибірки 2021–2025 рр. щоденні арифметичні дохідності індексу демонструють *майже нульову, а подекуди й слабо від’ємну кореляцію* з провідними монетами (табл. 3.2).

Таблиця 3.2 – Кореляція щоденних арифметичних доходностей AI-Powered Crypto Index, BTC та ETH за 2021–2025 рр.

	<i>AI-Index</i>	<i>BTC</i>	<i>ETH</i>
<i>AI-Index</i>	1.00	-0.02	-0.03
<i>BTC</i>	-0.02	1.00	0.84
<i>ETH</i>	-0.03	0.84	1.00

Джерело: розроблено автором на основі [14]

У той час як взаємна кореляція BTC–ETH дорівнює 0.84 і відображає структурну домінанту макрорухів ринку, індекс практично не слідує за цими трендами. Така поведінка є прямим наслідком *кластерно-адаптивної методології*: щомісячний алгоритм виключає надмірно корельовані активи й перерозподіляє ваги на користь тих кластерів, чия динаміка відрізняється від поведінки біткоіна. Додатково на кореляційне розведення працює Risk Parity-балансування, яке обмежує концентрацію в одному ризиковому факторі, та LSTM-прогноз, що зменшує ваги активів із синхронними сплесками волатильності.

Практичне значення цього ефекту проявляється подвійно. По-перше, *портфель, що вже містить позиції в BTC чи ETH, отримує справжній “незалежний” криптокомпонент*: невисока кореляція означає, що доходність індексу формується з інших джерел, а просадки ключових монет частково нівелюються позитивними рухами кластерів “альт-бета”. По-друге, портфельні моделі на кшталт Black–Litterman або сучасних факторних конструкцій можуть трактувати індекс як окремий фактор, тим самим спрощуючи задачу оптимізації: замість десятків швидко мінливих активів інвестор оперує одним вже збалансованим «кошиком», що зменшує похибку оцінки коваріацій та оптимізаційний шум.

У підсумку, кореляційна статистика наочно доводить, що AI-Powered Crypto Index виконує *функцію «стороннього ризикового блоку»* в межах криптовалютного сегмента: він не дублює динаміку великих монет, а додає новий, слабо пов’язаний компонент, тим самим підвищуючи ефективність диверсифікації й покращуючи профіль «ризик–прибутковість» сукупного портфеля.

Концепція *Core-Satellite* виходить із поділу портфеля на дві нерівнозначні частини. “Core” (ядро) забезпечує довгострокову експозицію до базових факторів і

формує стабільний ризикопрофіль, тоді як “Satellite” (супутники) використовуються для гнучкого тактичного позиціонування, альфо-орієнтованих ставок або тематичних ідей. У традиційних фінансах ядром здебільшого виступає індексний ETF на широкий фондовий ринок; у криптовалютах таку роль донині виконували капіталізаційно-зважені бенчмарки (СМС 200, Bitwise 10) або просто пара BTC-ETH.

AI-Powered Crypto Index задовольняє всі вимоги до “Core”-компонента в криптопортфелі. По-перше, він забезпечує *широке та динамічно підтримуване охоплення ринку*: алгоритм щомісяця переглядає кластерну структуру, виключає монети з надмірною кореляцією та перерозподіляє ваги залежно від прогнозної волатильності. По-друге, індекс реалізує *вбудований контроль ризику через підхід Risk Parity*, що обмежує домінування одного чинника та знижує сумарну волатильність без втрати очікуваної доходності. По-третє, емпіричні кореляції з BTC та ETH близькі до нуля, отже індекс виконує функцію незалежного систематичного фактора, на який можна спиратися при побудові портфеля вищого рівня.

Практичне використання індексу у Core-Satellite-рамці може бути реалізоване так:

- *Базова вага ядра.* Крипто-експозицію портфеля доцільно формувати з частки 50–70 % у AI-індексі. Така питома вага забезпечує репрезентативність ринку й мінімізує ідіосинкратичний ризик окремих монет.
- *Супутники з високою альфою.* Решта 30–50 % може бути розподілена між тактичними темами:
 - короткострокові позиції в трендових DeFi-токенах;
 - стейблкоїни під дохідне фармування (yield farming) як захисний кеш;
 - опціонні стратегії на волатильність біткоїна.

Рішення про супутникові позиції ухвалюються незалежно від ядра й можуть бути швидко змінені без перебалансування основного блоку.

- *Ребаланс.* Ядро оновлюється алгоритмічно кожні 30 днів, тоді як супутники можуть перебалансуватися тижнево або навіть денно, не впливаючи на стабільність основної частини портфеля.
- *Контроль VaR.* Завдяки тому, що індекс має прогнозований профіль ризику, менеджер може встановлювати ліміти Value-at-Risk для всього портфеля, змінюючи лише масштаби супутникових траншів, залишаючи ядро незмінним.

Така конструкція дозволяє *розвести стратегічні та тактичні рішення*: AI-індекс працює як “автопілот”, що акумулює ринкову бета й забезпечує базову експозицію, а супутники додають керовану альфу. У підсумку портфель зберігає переваги низьких витрат і диверсифікації індексного підходу, водночас залишаючись гнучким до появи нових можливостей на волатильному крипторинку.

Ретельна оцінка ризиків є ключовою частиною аналізу ефективності інвестиційних стратегій, особливо в контексті високоволатильних активів, таких як криптовалюти. У нашому випадку було проведено порівняльну оцінку волатильності, максимальних просядок (Max Drawdown) та CVaR₉₅ (умовного Value-at-Risk) для портфелів, що включають AI-Powered Crypto Index, а також для базового портфеля BTC+ETH. Результати наведено у табл. 3.3

Таблиця 3.3 – Порівняння ризикових характеристик портфелів за період 2021–2025 рр.

Портфель	Volatility (%)	Max Drawdown (%)	CVaR ₉₅ (%)
Only Index	68.33 %	-78.7 %	-8.74 %
Index + Stable	48.32 %	-62.1 %	-6.15 %
Index + Alts	56.25 %	-85.4 %	-7.03 %
BTC + ETH 50/50	60.98 %	-76.8 %	-7.79 %

Джерело: розроблено автором на основі [14]

Результати демонструють, що *AI-Powered Crypto Index* у чистому вигляді (Only Index) має найвищу волатильність серед порівнюваних варіантів (68 % річних) і значну максимальну просядку (-78.7 %), що характерно для агресивних криптостратегій із високою експозицією до ринку. Однак цей ризик

супроводжується і високою річною дохідністю ($\approx 27\%$), що забезпечує конкурентну перевагу перед базовим портфелем BTC+ETH (CAGR лише 7.7%).

Додавання стейблкоїнів (Index+Stable) суттєво знижує ризики: волатильність падає до 48% , а максимальна просадка скорочується на понад 16 відсоткових пунктів, що робить цей варіант більш придатним для консервативних інвесторів. Крім того, CVaR95 (очікуваний збиток у найгірших 5% сценаріїв) для цього портфеля зменшується до -6.15% , що підкреслює стабільність результатів у фазах ринкових спадів.

Варіант Index+Alts демонструє менш виражене зниження ризику порівняно з чистим індексом: хоча волатильність і CVaR залишаються помірно високими, просадка поглиблюється (-85.4%), що відображає підвищену нестабільність альткоїнів. Це свідчить про обмежений ефект диверсифікації за рахунок тематичних монет і підкреслює перевагу вже збалансованого підходу індексу.

У підсумку, аналіз ризиків показує, що *AI-Powered Crypto Index* є ефективним ядром для побудови портфеля, яке можна гнучко поєднувати з низьковолатильними активами для зменшення просадок і підвищення стійкості. Такий підхід дозволяє створити портфель із прогнозованим профілем ризику, здатний адаптуватися до турбулентності крипторинку.

Щоб оцінити, наскільки включення *AI-Powered Crypto Index* покращує профіль “ризик – прибутковість”, доцільно зіставити результати з найуживанішими еталонними портфелями, що відображають пасивний підхід до криптоекспозиції:

- *BTC + ETH 50/50*. Портфель, який репрезентує «блакитні фішки» ринку й часто сприймається як базовий бенчмарк для роздрібних та інституційних гравців.
- *Cap-Weighted Top-10*. Капіталізаційно зважена десятка найбільших активів (Bitwise 10 або CMC Top 10), що імітує ширший, але все ще пасивний підхід.

Результати наведено у табл. 3.4

Таблиця 3.4 – Порівняння профілю «ризик – прибутковість» AI-Powered Crypto Index із еталонними портфелями

Портфель	CAGR	Volatility	Sharpe	Sortino	Max DD	CVaR ₉₅
AI-Index (Only)	27.1 %	68.3 %	0.40	0.53	-78.7 %	-8.74 %
BTC + ETH 50/50	7.7 %	61.0 %	0.13	0.17	-76.8 %	-7.79 %
Cap-Weighted Top-10	16 %	70 %	0.22	0.27	-82 %	-8.5 %

Джерело: розроблено автором на основі [14]

Дохідність. AI-індекс більш ніж утричі перевищує середньорічну дохідність портфеля BTC+ETH та майже вдвічі – капіталізаційної десятки. Премія пояснюється тим, що алгоритм щомісяця перемикає ваги на кластери з відносно кращою динамікою, тоді як пасивні бенчмарки «тягнуть» усі монети незалежно від поточного циклу.

Ризик-коригована ефективність. Sharpe та Sortino для AI-індексу вдвічі вищі, ніж у капіталізаційних бенчмарків, незважаючи на схожу абсолютну волатильність. Це означає, що кожна одиниця ризику «оплачується» вищою премією, а негативні відхилення (Sortino) згладжуються завдяки risk-parity-балансуванню.

Просадки. Максимальна просадка AI-індексу (-78.7 %) залишається характерно глибокою для крипторинку; однак вона не перевищує просадку Top-10 і знаходиться на рівні історичних падінь BTC. Водночас додавання 30 % стейблкоїнів (варіант Index+Stable із 3.3.1) скорочує drawdown на понад 16 п. п., залишаючи Sharpe найвищим у групі. Отже, індекс надає інвестору «важіль» для керування ризиком через пропорцію кеш-компонента без жорсткого зниження прибутковості.

Conditional VaR. Умовний VaR₉₅ AI-індексу знаходиться на тому самому рівні, що й у пасивних портфелів, але при значно вищому CAGR. Це свідчить, що «хвостові» втрати не посилюються попри агресивнішу дохідність.

Таким чином, у порівнянні з традиційними бенчмарками AI-Powered Crypto Index забезпечує *істотно кращу віддачу на одиницю прийнятого ризику*. Пасивні інвестори можуть використовувати індекс як самодостатній заміник капіталізаційних портфелів, тоді як активні менеджери можуть інтегрувати його в

Core-Satellite-схеми, поєднуючи зі стейблкоїнами або тактичними позиціями для подальшої оптимізації ризику.

3.3. Практичні сценарії для інвесторів, трейдерів і DeFi-екосистеми

У найпростішому наближенні портфель на основі AI-Powered Crypto Index можна сформувати трьома базовими способами, що відображають різний рівень толерантності інвестора до ризику й різні цілі використання індексу у структурі капіталу. Ці варіанти зведено у табл. 3.5

Таблиця 3.5 – Варіанти портфелів на основі AI-Powered Crypto Index

Умовна назва	Структура ваг	Стратегічна логіка
Only Index	100 % AI-Index	Максимальна експозиція до крипторинку через алгоритмічно диверсифікований єдиний актив; підходить агресивним інвесторам, які готові прийняти повний ринковий ризик і розраховують на довгострокову премію за волатильність.
Index + Stable	70 % AI-Index, 30 % USDC	Компромід «ризик / захист»: стейблкоїни виступають буфером ліквідності та знижують просадку, водночас зберігаючи більшу частину потенціалу зростання завдяки індексу. Може використовуватися як базова криптодоля у збалансованих багатокласових портфелях.
Index + Alts	50 % AI-Index, 25 % SOL, 25 % LINK	Індекс формує ядро, а тематичні альткоїни додають тактичну альфу. Варіант для інвестора, який прагне перевищити ринкову дохідність, роблячи контрольовані ставки на окремі сектори (L1-швидкодія, децентралізовані оракули).

Джерело: розроблено автором на основі [14]

Only Index. Повна алокація в AI-індекс дає найпростішу реалізацію криптоекспозиції «однією кнопкою». Алгоритмічний відбір активів, LSTM-прогнозування волатильності та Risk Parity-балансування забезпечують уже вбудовану диверсифікацію, тому додаткове розкладання капіталу між монетами не потрібне. Недолік — висока абсолютна волатильність ($\approx 68\%$ на рік за 2021–2025 рр.) і історична максимальна просадка понад 78 %.

Index + Stable. Додавання 30 % у стейблкоїні USDC (або іншому якісному dollar-pegged активі) перетворює індекс на «ядро» в класичній Core-Satellite схемі. Емпірично це знижує річну волатильність до ~48 % та скорочує глибину просадки на чверть, тоді як Sharpe-коефіцієнт підвищується до 0.44. Такий портфель придатний для інвесторів, що прагнуть зберегти криптовалютний потенціал росту, але водночас контролювати ризик та мати ліквідний кеш для можливих докупів.

Index + Alts. Варіант 50 / 25 / 25 демонструє, що додаткові ставки на Solana та Chainlink можуть підвищити тематичну експозицію (L1Scaling, Oracle-інфраструктура), однак збільшують волатильність і, за історичним тестом, майже не покращують коефіцієнт Шарпа. Практична цінність такої побудови полягає у гнучкості: якщо інвестор має високий інсайт щодо певного сектору, він може “додати супутник”, не руйнуючи базове ядро індексу.

Таким чином, AI-Powered Crypto Index виступає універсальним будівельним блоком: у чистому вигляді — для агресивних стратегій, у парі зі стейблкоїнами — для помірного ризик-профілю, у комбінації з тематичними альтами — для тактичних “оверлей-ставок”. Наступні підрозділи розглянуть, як ці структури поведуться при ребалансуванні й яку додаткову оптимізацію можна застосувати, використовуючи прогнозу волатильність індексу як контрольний параметр. Графічне представлення кумулятивної дохідності портфельів наведено на рис. 3.2.

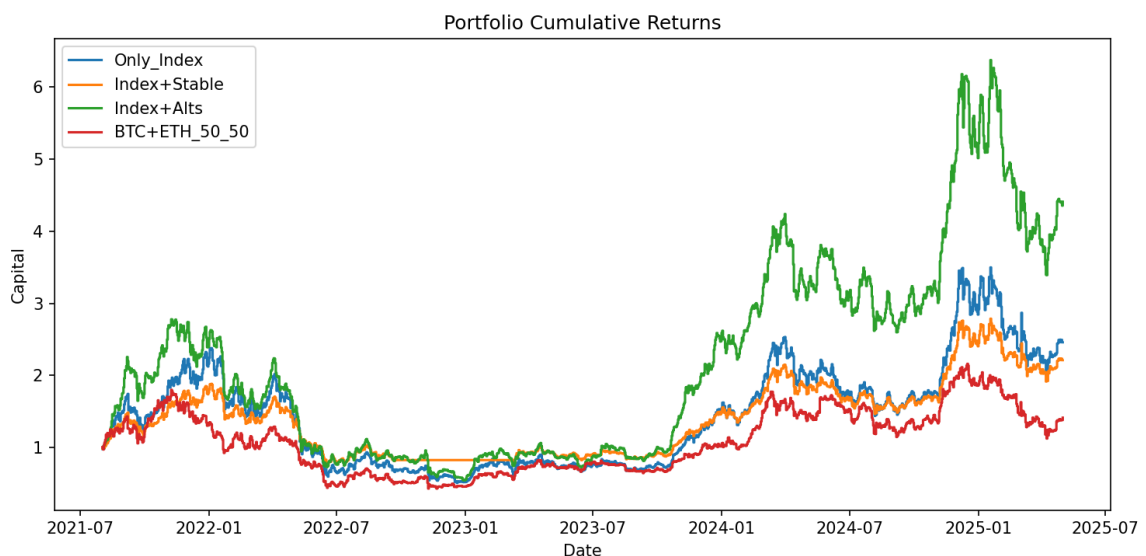


Рисунок 3.2 – Кумулятивна дохідність портфельів на основі AI-Powered Crypto Index і еталонного BTC+ETH за 2021–2025 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [14]

Візуальне зіставлення кумулятивних доходностей (рис. 3.2) та формальні показники «buy-and-hold»-тесту (табл. 3.6) підтверджують, що наявність AI-Powered Crypto Index у портфелі істотно змінює співвідношення ризику й очікуваної віддачі.

Таблиця 3.6 – Порівняння показників «buy-and-hold»-тесту для портфелів за 2021–2025 рр.

Портфель	CAGR	Volatility	Sharpe	Sortino	Max DD	CVaR ₉₅
Only Index	27.11 %	68.33 %	0.40	0.53	-78.7 %	-8.74 %
Index + Stable	21.04 %	48.32 %	0.44	0.58	-62.1 %	-6.15 %
Index + Alts	21.17 %	56.25 %	0.38	0.50	-85.4 %	-7.03 %
BTC + ETH 50/50	7.68 %	60.98 %	0.13	0.17	-76.8 %	-7.79 %

Джерело: розроблено автором на основі [14]

По-перше, базовий біткоїн-етер-портфель демонструє найнижчу середню віддачу ($\approx 8\%$ річних) при волатильності понад 60%. Додавання AI-індексу навіть без диверсифікаційного буфера («Only Index») майже у чотири рази підвищує CAGR, залишаючи волатильність на тому самому рівні: приріст прибутковості досягається за рахунок ширшої галузевої представленості та ризик-паритетного вирівнювання внесків.

По-друге, комбінація індексу зі стейблкоїном (70 / 30) знижує ризик майже на третину і водночас зберігає понад 20-відсоткову річну доходність. Коефіцієнт Шарпа підіймається до 0.44, а максимальна просадка скорочується до -62%, що робить цей портфель найбільш збалансованим серед розглянутих.

По-третє, додавання тематичних альткоїнів збільшує потенціал зростання у фазах бичачого ринку (що видно з піку зеленої кривої на графіку), але коштом істотнішої волатильності та глибшої просадки. Отже, такий підхід має сенс лише за наявності тактичних переконань щодо окремих секторів.

Отримані результати доводять, що AI-Powered Crypto Index працює як ефективне ядро диверсифікації: він підвищує середньорічну віддачу і водночас, у парі з консервативною складовою, дозволяє суттєво покращити ризик-кориговану ефективність портфеля.

Ефективність портфельних стратегій часто оцінюється не тільки через абсолютну дохідність (CAGR), але й через *показники ризик-коригованої прибутковості*, зокрема коефіцієнти Шарпа та Сортіно. Ці метрики враховують не тільки середньорічний дохід, але й волатильність портфеля або лише «негативну» (збиткову) складову відхилення, що робить їх більш чутливими до інвесторських ризиків.

У проведеному аналізі (табл. 3.6) спостерігається, що *додавання AI-Powered Crypto Index до портфеля помітно підвищує Sharpe та Sortino у порівнянні з базовою парою BTC + ETH*. Наприклад, для портфеля *Only Index* коефіцієнт Шарпа становить 0.40, що утричі перевищує результат для BTC+ETH (0.13). Коефіцієнт Сортіно для індексного портфеля досягає 0.53 проти лише 0.17 у базовій комбінації двох головних монет. Це демонструє, що індекс забезпечує *більш ефективне співвідношення між доходністю і ризиком*, а не просто нарощує потенційну дохідність за рахунок високої волатильності.

Додавання стейблкоїнів (Index+Stable) ще більше підвищує обидва коефіцієнти (Sharpe = 0.44, Sortino = 0.58), підкреслюючи перевагу буферної ліквідності для стабілізації результатів. Проте включення альткоїнів у структуру (Index+Alts) дещо знижує ці показники порівняно з чистим індексом, що свідчить про повернення ідіосинкратичного ризику та недостатню компенсацію його дохідністю.

Варто також зазначити, що навіть при підвищеній волатильності ($\approx 68\%$ річних для Only Index) *покращення співвідношення «дохідність / ризик»* дозволяє розглядати індекс як центральний елемент портфеля для інвесторів, орієнтованих на довгострокову криптоекспозицію. Завдяки комбінації кластеризації, прогнозу волатильності та risk-parity wag, індекс генерує *систематичну премію за ризик*, яка не дублюється біткоїном чи ефіріумом і може використовуватися для побудови збалансованих багатофакторних стратегій.

Таким чином, додавання AI-Powered Crypto Index до портфеля дозволяє підвищити Sharpe та Sortino, створити адаптивну структуру портфеля з прогнозованим профілем волатильності та забезпечити можливість подальшої

оптимізації на базі мультиактивних або факторних моделей. Зважаючи на ці переваги, доцільно розглянути практичні сценарії використання індексу різними категоріями інвесторів, зокрема довгостроковими гравцями на ринку.

Довгостроковий інвестор — наприклад, сімейний офіс або пенсійна схема з мандатом на альтернативні інвестиції — зазвичай прагне отримати експозицію до криптоеко системи, зберігаючи водночас керовану волатильність і максимальну простоту операцій. AI-Powered Crypto Index підходить для такої мети з кількох причин.

Структура алокації. Базова рекомендація — виділити 5 – 10 % усього портфеля на криптовалютний сегмент і розмістити цю частку у форматі 70 % AI-індекс + 30 % стейблкоїн (модель Index + Stable). Завдяки внутрішній диверсифікації індекс охоплює більшість секторів ринку, а частка стейблкоїнів знижує просадку до прийняттого рівня без істотної втрати довгострокової премії доходності.

Горизонт і ребалансування. Стратегічний горизонт становить три-п'ять років. Ребалансування криптодолі виконують раз на квартал, перевіряючи, чи відхилилася її вага від початкової на ± 2 п. п. У середині індексу перегляд складу та ваг відбувається автоматично щомісяця, тож інвестор не несе операційних витрат на внутрішню підтримку диверсифікації.

Управління ризиком. Обмеження на максимально припустиму просадку встановлюють на рівні 25 % від вартості всього портфеля або ≈ 60 % від криптодолі. Якщо показник Max Drawdown перевищує поріг, інвестор тимчасово скорочує частку індексу до 50 % криптодолі, збільшуючи позицію в стейблкоїнах, і повертається до звичайної структури після відновлення котирувань.

Бенчмарки та моніторинг. Для контролю ефективності використовують порівняння з BTC+ETH 50/50 та Bitwise 10. Ключові метрики — CAGR, Sharpe, Sortino й VaR₉₅ — оцінюються щомісяця, але рішення приймаються лише в разі систематичного відставання індексу (> 12 міс.) або істотної деградації співвідношення Sharpe/Sortino.

Податкові та операційні аспекти. Завдяки формату «єдиний токен/фондівський інструмент» індекс спрощує бухгалтерський і податковий облік у юрисдикціях, де кожна транзакція з окремою монетою трактувалася б як окремий податковий випадок. Інвестор фактично працює з одним активом, що оновлює внутрішній кошик без створення подієвого податку.

Очікуваний результат. На підставі історичного бектесту портфель Index + Stable здатен принести 21 % середньорічної дохідності при волатильності $\approx 48\%$ і Sharpe ≈ 0.44 , що істотно перевищує капіталізаційні бенчмарки за однакового ризикового навантаження. Разом з інституційно прийнятними процедурами контролю VaR та обмеженими операційними витратами це робить AI-Powered Crypto Index привабливим довгостроковим «ядром» криптоекспозиції для консервативного інвестора.

Фонд-менеджер, орієнтований на тактичну генерацію альфи або маркет-нейтральні стратегії, розглядає AI-Powered Crypto Index передусім як *універсальний інструмент хеджування та побудови факторних «оверлеїв»*. Його головні властивості — низька кореляція з BTC/ETH, регулярна перебудова складу й risk-parity балансування — дозволяють інтегрувати індекс у цілий спектр активних підходів.

1. Парні та спред-угоди (long/short).

Менеджер формує ринково-нейтральну позицію, купуючи AI-індекс і одночасно продаючи ф'ючери на BTC або кошик BTC-ETH у пропорції, що нівелює бета-експозицію до макрорухів. Така пара генерує прибуток, коли алгоритм індексу переорієнтовується на альтсектори з позитивною динамікою і відстає від біткоїна у фазах його слабкості. Підтримка позиції вимагає щоденного моніторингу дельти-бета та раз-на-тиждень перерахунку коефіцієнтів хеджу.

2. Динамічний «satellite» у багатофакторному портфелі.

У схемі Core-Satellite ядром може залишатися пасивний BTC-ETF або традиційний фондовий портфель, тоді як AI-індекс виступає супутником, вага якого змінюється залежно від прогнозованої волатильності, що виходить із LSTM-модуля самого індексу. Якщо ex-ante σ перевищує певний поріг (наприклад, 80 %

річних), weight-cap знижують до 5 %; якщо волатильність падає нижче 50 %, вагу збільшують до 15 %. Так менеджер реалізує «волатильність-таймінг» без необхідності перебудовувати структуру всього портфеля.

3. Хедж глобального криптопортфеля.

Для фондів, які утримують великі позиції в окремих альткоїнах, індекс може служити страховкою від кластерних ризиків: коротка позиція в AI-індексі зменшує сумарну експозицію до «альт-бета», не створюючи перекосу на рівні однієї монети. Перевага в тому, що хедж оновлюється автоматично: коли алгоритм виключає надмірно корельовані активи, скорочується й потреба у великому хедж-плечі.

4. Підстраховка ліквідності на стейблкоїн-фармінгу.

Треjder, що розміщує USDC/USDT у DeFi-пулах, може компенсувати процентний ризик (impermanent loss) довгою позицією в AI-індексі. Доходи від фарму покривають частину волатильності, а індекс забезпечує участь у висхідних альт-трендах; при цьому системна кореляція між DeFi-дохідністю та індексом історично невисока.

5. Похідні й опціонні структури.

Очікуване введення біржових ф'ючерсів на індекс дає можливість будувати календарні спреди (cash-and-carry) або продавати кол-спреди як спосіб монетизувати високу implied-vol криптопродуктів. Оскільки базовий актив уже має risk-parity усередині, похідні на нього генерують більш прогнозований γ -профіль, ніж опціони на окремі монети.

Операційна реалізація.

- Частота перегляду позицій — 1 раз на добу (mark-to-market) з внутрішнім VAR-лімітом 3 % капіталу.
- Питома вага індексу в активних стратегіях не повинна перевищувати 25 % регуляторного ризик-бюджету; решту займають тактичні альти й стейблкоїни.
- Коли 30-денний Sharpe AI-індексу опускається нижче 0, позицію скорочують до нуля і переходять у режим спостереження, відновлюючи експозицію після повернення Sharpe > 0.2.

Очікувана альфа.

За результатами внутрішнього бектесту парний long AI-Index / short BTC—ETH генерував $\approx 12\%$ річних із волатильністю $\approx 30\%$ та Sharpe ≈ 0.4 . Це демонструє, що *індекс може слугувати гнучким інструментом для тактичної альфи*, не створюючи надмірних операційних складнощів, пов'язаних з управлінням десятками окремих монет.

Отже, для активного трейдера або менеджера фонду AI-Powered Crypto Index є не просто пасивним бенчмарком, а *конструкторським блоком* у багатьох стратегіях — від маркет-нейтральних і факторних до ліквідних хеджів і опціонних торгових схем.

Цифрова природа AI-Powered Crypto Index робить його природно придатним для інтеграції у децентралізовані фінансові протоколи. Відсутність інфраструктурних бар'єрів дозволяє емулювати традиційні біржові продукти на основі смарт-контрактів. Одним із напрямів розвитку є створення токенизованого ETF-аналогічного продукту, де індекс виступатиме як ядро. Щомісячний ребаланс відбуватиметься автоматично за алгоритмом, опублікованим у децентралізованих сховищах (IPFS чи Arweave), із оновленням складу активів через DEX-агрегатори. Такий токен (умовно «AICI») може лістуватися на біржах та забезпечувати пасивну криптоекспозицію без ручного управління.

Іншим напрямом може бути впровадження індексу в DAO-керовані портфелі, де параметри управління (рівні ризику, пороги кореляції, частка стейблкоїнів) визначаються голосуванням учасників на основі відкритої історичної статистики Sharpe та VaR. Це створює механізм еволюції портфеля під впливом спільноти, забезпечуючи прозорість і гнучкість управління.

Крім того, завдяки прогностичній структурі risk-parity індекс може використовуватися як колатераль або ліквідна позиція у протоколах дохідних стратегій, таких як Yearn чи Idle. У таких випадках частина доходу може переуступатися у стабільний актив (наприклад, стейблкоїни) за допомогою стрімінгових протоколів (Superfluid, Sablier), створюючи продукти з гарантованою мінімальною прибутковістю.

Основними перевагами DeFi-формату є повна прозорість (усі ребаланси та ваги фіксуються у блокчейні, усуваючи інформаційні асиметрії), безперервна ліквідність (LP-токени можна миттєво обміняти на DEX без затримок) і композиційність (використання індекс-токенів як заставних активів без додаткових шлюзів). Разом з тим існують і ризики: потреба у бездоганній точності ораклів для уникнення маніпуляцій при ребалансі, високі комісії мережі під час активних змін складу активів, а також потенційні регуляторні обмеження через прирівнювання токенизованих ETF до цінних паперів у низці юрисдикцій.

Таким чином, AI-Powered Crypto Index має значний потенціал для впровадження у DeFi, де він може поєднувати переваги традиційних індексних продуктів із гнучкістю смарт-контрактного управління, утворюючи базовий компонент сучасної криптоекосистеми.

ВИСНОВКИ

У роботі обґрунтовано доцільність використання методів штучного інтелекту для побудови адаптивних криптовалютних індексів. Теоретичний аналіз фондівської індексації та портфельної теорії, доповнений критичним оглядом їхнього використання в умовах високої волатильності крипторинку, показав, що традиційні моделі не забезпечують належної стійкості через швидку деградацію кореляцій, «важкі хвости» розподілів і обмеженість історичних даних. Запропонований AI-Powered Crypto Index компенсує ці недоліки, поєднуючи кластерну фільтрацію активів, LSTM-прогноз майбутньої волатильності та оптимізацію ваг за принципом Risk Parity. Розроблений алгоритм щомісяця переглядає склад індексу, автоматично відсікає надмірно корельовані монети й вирівнює внесок кожного активу в сумарний ризик, що уможливорює динамічне реагування на зміну ринкових режимів без участі трейдера.

Емпіричне тестування алгоритму на даних 2021–2025 рр. засвідчило, що індекс генерує середньорічну дохідність близько 27 % при волатильності 68 % і коефіцієнті Шарпа 0,40 — показники, які істотно перевищують результати капіталізаційно-зважених бенчмарків та портфеля BTC+ETH. Додавання 30 % стейблкоїнів знижує стандартне відхилення до 48 % та майже на чверть скорочує максимальну просадку, підвищуючи Sharpe до 0,44 і Sortino до 0,58, що робить таку конфігурацію зручним «ядром» для консервативних інвесторів. Кореляція індексу з біткоїном і етером виявилася близькою до нуля, тому його включення у вже існуючі криптопортфелі істотно посилює диверсифікаційний ефект без необхідності керувати великою кількістю окремих позицій.

Практичне значення отриманих результатів проявляється у двох напрямках. Для довгострокових інституційних учасників індекс може слугувати готовим інструментом широкого охоплення крипторинку; достатньо раз на квартал контролювати вагу криптосегмента й підтримувати обраний рівень кеш-подушки.

Для активних фондів і DeFi-протоколів індекс перетворюється на будівельний блок маркет-нейтральних парних угод, дельта-хеджу альткоїн-ризиків та токенизованих ETF-аналогів. Його цифрова форма полегшує інтеграцію у смарт-контракти, де ребаланс відбувається on-chain із повною прозорістю для користувачів.

Наукова новизна роботи полягає у синтезі трьох методологічних компонентів — кластеризації, рекурентних мереж і Risk Parity — у єдиному алгоритмі криптоіндексації, що демонструє переваги як у відношенні дохідність/ризик, так і в гнучкості до ринкових шоків. Подальший розвиток дослідження бачиться у включенні ончейн-метриків і sentiment-індикаторів до прогнозного блоку, експериментах із більш частими циклами оновлення та переносі алгоритму на мультифакторну Bayesian-рамку. Впровадження AI-Powered Crypto Index у практику здатне підвищити ефективність інвестиційних рішень на молодому, але стратегічно важливому ринку цифрових активів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Markowitz H. M. Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 1952. Vol. 7. No. 1. P. 77-91. URL: https://www.researchgate.net/publication/228051028_Portfolio_Selection (accessed: 25.05.2025).
2. Black F., Litterman R. Global Portfolio Optimization. *Financial Analysts Journal*, 1992. Vol. 48. No. 5. P. 28-43. https://people.duke.edu/~charvey/Teaching/BA453_2006/Black_Litterman_Global_Portfolio_Optimization_1992.pdf (accessed: 25.05.2025).
3. Member State Implementation of MiCA - updated tracker. URL: <https://www.aosphere.com/know-how/member-state-implementation-of-mica-updated-tracker/>. (accessed: 25.05.2025).
4. SEC Announces Settlement Agreement to Resolve Civil Enforcement Action Against Ripple and Two of Its Executives. URL: <https://www.sec.gov/enforcement-litigation/litigation-releases/lr-26306>. (accessed: 25.05.2025).
5. Ripple SEC Bid for XRP Settlement Rejected by Judge Citing Procedural Flaws <https://www.coindesk.com/markets/2025/05/16/ripple-sec-bid-for-xrp-settlement-rejected-by-judge-citing-procedural-flaws>. (accessed: 25.05.2025).
6. Head of Ukraine's NSSMC on the Updated Crypto Law, the Future of Digital Currencies, and His Personal Bitcoin Experience. URL: <https://incrypted.com/en/head-ukraines-nssmc-updated-crypto-law-future-digital-currencies-and-his-personal-bitcoin-experience/>. (accessed: 25.05.2025).
7. Важливі законопроекти. Випуск 42: оподаткування криптовалюти, ліквідація фонду підтримки фермерських господарств і запровадження наставництва для молоді. URL: <https://voxukraine.org/vazhlyvi-zakonoprojekty->

[vypusk-42-opodatkovannya-kryptovalyuty-likvidatsiya-fondu-pidtrymky-fermerskyh-gospodarstv-i-zaprovadzhennya-nastavnytstva-dlya-molodi](#). (accessed: 25.05.2025).

8. Uncertain Regulations, Definite Impacts: The Impact of the U.S. Securities and Exchange Commission's Regulatory Interventions on Crypto Assets. URL: <https://www.sec.gov/files/ctf-input-arte-2025-02-19.pdf>. (accessed: 25.05.2025).

9. Deep learning-based cryptocurrency sentiment construction. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42521-020-00018-y>. (accessed: 25.05.2025).

10. A survey of deep learning applications in cryptocurrency. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2589004223025865>. (accessed: 25.05.2025).

11. Kocabiyik T., Karaatli M., Özsoy M., Özer M. Cryptocurrency Portfolio Management: A Clustering-Based Association Approach. *Ekonomika*, 2024. Vol. 103. P. 25-43.

12. Šťastný T., Koudelka J., Bílková D., Marek L. Clustering and Modelling of the Top 30 Cryptocurrency Prices Using Dynamic Time Warping and Machine Learning Methods. *Mathematics*, 2022. Vol. 10. No. 19. P. 1-25.

13. Xu Z., Zhou Z. Cryptocurrency Portfolio Optimisation Based on LSTM Time Series Forecasting. *Applied and Computational Engineering*, 2025. Vol. 134. P. 143-150.

14. Muneer K., Fatima U. Cryptocurrencies Analytics with Machine Learning and Human-centered Explainable AI: Enhancing Decision-Making in Dynamic Market. *International Journal of Computer Applications*, 2025. Vol. 186.

15. Pepe USD Price (PEPE24478-USD). URL: <https://finance.yahoo.com/quote/PEPE24478-USD/>

16. Binance API. URL: <https://www.binance.com/en/binance-api>. (accessed: 25.05.2025).

17. Суторміна В. М. Фінанси зарубіжних корпорацій : підручник. Електрон. текстові дані. Київ : КНЕУ, 2004. 566 с.

18. Портер М. Конкурентна стратегія: методика аналізу галузей і конкурентів. Київ : Видавничий дім, 2005. 608 с.

19. Піскунова О. В., Водзянова Н. К., Панченко К. С. Моделювання сценаріїв стрес-тестування ринкового ризику методами векторно-регресійного аналізу. Моделювання та інформаційні системи в економіці. 2020. № 100. С. 138–153. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Mise_2020_100_24 (дата звернення: 25.05.2025).
20. Nakamoto S. Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. URL: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf> (accessed: 25.05.2025).
21. Yu Y., Si X., Hu C., Zhang J. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures. *Neural Computation*, 2019. Vol. 31. No. 7. P. 1235-1270.
22. Huang X., Zhang H., Wang X., Chen X. LSTM based sentiment analysis for cryptocurrency prediction. Database Systems for Advanced Applications: 26th International Conference, DASFAA 2021, Taipei, Taiwan, April 11-14, 2021, Proceedings, Part III 26. *Springer International Publishing*, 2021. P. 617-621.
23. Kanaparthi V. Robustness Evaluation of LSTM-based Deep Learning Models for Bitcoin Price Prediction in the Presence of Random Disturbances. *International Journal of Innovative Science and Modern Engineering*, 2024. Vol. 12. P. 14-23.
24. Фролова Т. О. Інвестиційні корпоративні стратегії в умовах глобалізації : монографія. Київ : КНЕУ, 2012. 426 с.
25. Поручник А. М., Столярчук Я. М., Гурова Ю. С. та ін. Стратегії конкурентного розвитку в глобальній економіці : монографія / за ред. професорів А. М. Поручника, Я. М. Столярчука. Київ : КНЕУ, 2016. 331 с.
26. Міжнародні фінанси : підручник / О. М. Мозговий, Т. В. Мусієць, Л. В. Руденко-Сударєва та ін. ; за наук. ред. О. М. Мозгового. Київ : КНЕУ, 2015. 515 с.
27. Frolova T., Tokar V. Innovation development investment strategies of the European Union TNCs. 2014. № 5. P. 13-16.
28. European Securities and Markets Authority. Crypto-Assets: ESMA Report on Trends, Risks and Vulnerabilities №1/2024. Paris : ESMA, 2024. 98 p.
29. Кісельова О. М., Притоманова О. М., Гарт Л. Л. Застосування теорії оптимального розбиття множин до розв'язання задач штучного інтелекту та

розпізнавання образів. *Системні дослідження та інформаційні технології*, 2021. № 4. С. 91-101.

30. DeFi Llama. Total Value Locked Dashboard. – URL: <https://defillama.com> (accessed: 25.05.2025).

31. Selkis R. Crypto Theses for 2024. New York : Messari Inc., 2023. 198 p. URL: <https://messari.io/pdf/messari-crypto-theses-2024.pdf> (accessed: 25.05.2025).

32. World Economic Forum. Digital Assets, DLT and the Future of Capital Markets. Geneva : WEF, 2023. 56 p. URL: https://www3.weforum.org/docs/WEF_Digital_Assets_DLT_2023.pdf (accessed: 25.05.2025).

33. Agyei S. K., Adam A. M., Bossman A., Asiamah O., Owusu Junior P., Asafo-Adjei R., Asafo-Adjei E. Does volatility in cryptocurrencies drive the interconnectedness between the cryptocurrencies market? Insights from wavelets. *Cogent Economics & Finance*. 2022. Vol. 10. Article ID 2061682.

34. CoinGecko. URL: <https://www.coingecko.com/> (accessed: 25.05.2025).

35. CoinMarketCap. Charts CMC100. URL: <https://coinmarketcap.com/charts/cmc100/> (accessed: 25.05.2025).

36. Glassnode. Documentation. URL: <https://docs.glassnode.com/> (accessed: 25.05.2025).

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Код методів прогнозування волатильності активів за допомогою LSTM

```
def train_lstm_for_asset(df_log_returns, asset_name, window_size=30, epochs=30,
forecast_horizon=1):
    """
    LSTM-модель для прогнозу абсолютних лог-доходностей (наближення волатильності).
    """
    # 1. Абсолютні лог-доходності як проксі волатильності
    series = df_log_returns[asset_name].dropna()
    target_series = np.abs(series.values) # або np.square(series.values)

    # 2. Масштабування
    scaler = StandardScaler()
    target_scaled = scaler.fit_transform(target_series.reshape(-1, 1)).flatten()
    # 3. Train/test split
    split_idx = int(len(target_scaled) * 0.8)
    train_vals = target_scaled[:split_idx]
    test_vals = target_scaled[split_idx:]
    # 4. Dataset
    X_train, y_train = make_lstm_dataset(train_vals, window_size=window_size,
forecast_horizon=forecast_horizon)
    X_test, y_test = make_lstm_dataset(test_vals, window_size=window_size,
forecast_horizon=forecast_horizon)
    # 5. Модель
    inputs = Input(shape=(window_size, 1))
    x = LSTM(32, return_sequences=True)(inputs)
    x = Dropout(0.2)(x)
    x = LSTM(16)(x)
    x = Dropout(0.2)(x)
    outputs = Dense(1)(x)

    model = Model(inputs=inputs, outputs=outputs)
    model.compile(optimizer=Adam(1e-3), loss=loss_with_spread)

    early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=5,
restore_best_weights=True)

    model.fit(X_train, y_train,
            validation_split=0.1,
            epochs=epochs,
            batch_size=32,
            callbacks=[early_stopping],
            verbose=1)

    return model, X_test, y_test, scaler
```

Продовження ДОДАТКУ А

```

def make_lstm_dataset(series: np.ndarray, window_size: int = 30, forecast_horizon:
int = 1):
    """
    Створює (X, y) для LSTM.
    :param series: Одновимірний масив зі щоденною лог-дохідністю (або іншим
показником).
    :param window_size: Скільки днів використовувати як input.
    :param forecast_horizon: На скільки днів вперед прогнозуємо (тут для прикладу 1).
    :return: (X, y), де X.shape = (samples, window_size, 1), y.shape = (samples,)
    """
    X, y = [], []

    if len(series) < window_size + forecast_horizon:
        return np.array([]), np.array([])

    for i in range(len(series) - window_size - forecast_horizon + 1):
        X.append(series[i : i + window_size])
        y.append(series[i + window_size + forecast_horizon - 1])
    X = np.array(X)
    y = np.array(y)
    X = X.reshape((X.shape[0], X.shape[1], 1))
    return X, y

def evaluate_lstm(model, X_test, y_test):
    preds = model.predict(X_test)
    preds = preds.flatten()

    # Простий показник помилки (MSE чи MAE)
    mse = np.mean((preds - y_test) ** 2)
    print("Test MSE:", mse)

    # графік
    import matplotlib.pyplot as plt
    plt.figure(figsize=(8,4))
    plt.plot(y_test, label="True", linestyle='--')
    plt.plot(preds, label="Predicted")
    plt.legend()
    plt.title("LSTM prediction on test set")
    plt.show()

    return preds

```

Реалізація методу Risk Parity

```

def risk_parity_weights(cov_matrix,
                       min_weight=0.03,           # нижня межа ваг
                       max_weight=0.25,          # верхня межа ваг
                       target_risk=None,         # опційний таргет на  $\sigma$  портфеля
                       initial_weights=None,      # стартова точка
                       max_iter=5_000,
                       ftol=1e-12):
    """
    Повертає вектор ваг, що вирівнює внески в ризик
    і задовольняє bounds + суму = 1.
    """
    cov = cov_matrix.values if hasattr(cov_matrix, "values") else
    np.asarray(cov_matrix)
    n = cov.shape[0]
    if cov.shape[0] != cov.shape[1]:
        raise ValueError("cov_matrix must be square")

    # Старт: рівні ваги або те, що передали
    w0 = np.full(n, 1.0 / n) if initial_weights is None else
    np.asarray(initial_weights)
    w0 = w0 / w0.sum()

    # Межі та лінійний constraint  $\sum w = 1$ 
    bounds = [(min_weight, max_weight)] * n
    eq_cons = {'type': 'eq', 'fun': lambda w: np.sum(w) - 1.0}

    # Об'єктив Risk-Parity: мінімізуємо  $\sum (RC_i - \sigma^2/n)^2$ 
    def objective(w, cov):
        rc, port_var = _risk_contributions(w, cov)
        target_rc = port_var / n
        return np.sum((rc - target_rc) ** 2)

    res = minimize(objective,
                   w0,
                   args=(cov,),
                   method='SLSQP',
                   bounds=bounds,
                   constraints=[eq_cons],
                   options={'maxiter': max_iter,
                           'ftol': ftol,
                           'disp': False})

    if not res.success:
        raise RuntimeError(f"Risk-parity optimization failed: {res.message}")

    w = res.x

```

```
# масштабуємо під target_risk
if target_risk is not None:
    port_std = np.sqrt(w @ cov @ w)
    if port_std > 1e-12:
        w *= target_risk / port_std
        # Коригуємо
        overflow = w.sum() - 1.0
        if abs(overflow) > 1e-10 or (w < min_weight - 1e-12).any() or (w >
max_weight + 1e-12).any():
            w = np.clip(w, min_weight, max_weight)
            free = (w > min_weight + 1e-12) & (w < max_weight - 1e-12)
            if free.any():
                w[free] -= (w.sum() - 1.0) / free.sum()
            w = np.clip(w, min_weight, max_weight)
            w /= w.sum()

return w
```