

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ІМЕНІ В.Н. КАРАЗІНА

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики та прикладної економіки

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему:

«РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ ФОРМУВАННЯ ГІБРИДНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ»

Виконав: студент 2 курсу, групи ЕК-61
спеціальності 051 Економіка
освітня програма

Економічна кібернетика

Хомищенко Ілля Сергійович

(ПБ)

(підпис)

Керівник

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

(наук, ступінь, посада)

(ПБ)

(підпис)

Рецензент

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

(наук, ступінь, посада)

(ПБ)

(підпис)

Харків 2025

Summary

Khomyshenko I. I. **Development of Models for Forming a Hybrid Investment Portfolio** ((Scientific supervisor: Sc. D., prof. Guryanova L. S.).

In the thesis examines the evolution of portfolio investment theory from Markowitz and CAPM models to modern behavioral approaches; defines the concept of a hybrid portfolio as a combination of traditional and alternative assets; substantiates the use of cluster analysis for grouping assets by risk and return indicators; develops a conceptual model for hybrid portfolio formation; performs asset clustering and determines optimal weights within each cluster; builds an optimization model of the portfolio structure; evaluates portfolio efficiency using risk, return, and Sharpe ratio indicators.

Keywords: investment portfolio, hybrid model, cluster analysis, risk, return, optimization.

Анотація

Хомищенко І. С. **Розробка моделей формування гібридного інвестиційного портфеля** (керівник: д. е. н., проф. Гур'янова Л. С.).

У роботі розглянуто еволюцію теорії портфельного інвестування від моделей Марковіца та CAPM до сучасних поведінкових підходів; визначено сутність гібридного портфеля як поєднання традиційних та альтернативних активів; обґрунтовано доцільність застосування кластерного аналізу для групування активів за показниками ризику та доходності; розроблено концептуальну модель формування гібридного портфеля; проведено кластеризацію активів та визначено оптимальні ваги у межах кожного кластера; побудовано модель оптимізації структури портфеля; здійснено оцінку ефективності портфеля за показниками ризику, доходності та коефіцієнтом Шарпа.

Ключові слова: інвестиційний портфель, гібридна модель, кластерний аналіз, ризик, доходність, оптимізація.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ФОРМУВАННЯ ГІБРИДНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ.....	9
1.1. ЕВОЛЮЦІЯ ТЕОРІЇ ПОРТФЕЛЬНОГО ІНВЕСТУВАННЯ.....	9
1.2. Концепція гібридного інвестиційного портфеля.....	12
1.3 Класифікація фінансових активів: традиційні та альтернативні.....	14
1.4. Диверсифікація ризиків і її роль у структурі гібридного портфеля.....	16
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ФОРМУВАННЯ ГІБРИДНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ.....	20
2.1. Концептуальна схема дослідження.....	20
2.2. Обґрунтування інформаційної бази дослідження.....	28
2.3. Формування системи показників інвестиційної привабливості фінансових активів.....	40
2.4. Кластерний аналіз фінансових активів за рівнем інвестиційної привабливості.....	59
2.6. Принципи багаторівневої диверсифікації та інтеграція результатів кластерного аналізу в оптимізаційне моделювання.....	72
РОЗДІЛ 3. ОПТИМІЗАЦІЯ СТРУКТУРИ ГІБРИДНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ.....	75
3.1. Розробка моделі оптимізації структури гібридного інвестиційного портфеля.....	75
3.2. Формування гібридного портфеля.....	79

3.3. ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ	96
3.4. РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ ТА РЕБАЛАНСУВАННЯ ПОРТФЕЛЯ	102
ВИСНОВКИ	105
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	109

ВСТУП

У сучасних умовах глобальної фінансової нестабільності та підвищеної волатильності ринків питання формування ефективних інвестиційних портфелів набуває особливої актуальності. Традиційні методи управління інвестиціями часто не враховують високої динамічності зовнішнього середовища, швидких змін процентних ставок, інфляційних коливань та появи нових фінансових інструментів. У зв'язку з цим виникає необхідність у розробці моделей формування гібридного інвестиційного портфеля, що поєднують переваги класичних та сучасних підходів до управління ризиком, дохідністю та ліквідністю.

Гібридні інвестиційні портфелі, які включають як традиційні фінансові інструменти (акції, облігації, ETF), так і альтернативні активи (криптовалюти тощо), дають змогу підвищити стійкість до ринкових ризиків та адаптивність до змін зовнішніх умов. Такий підхід дозволяє зменшити загальну волатильність портфеля завдяки диверсифікації та асиметричному впливу макроекономічних факторів на різні типи активів.

Наявні класичні моделі, зокрема модель Гаррі Марковіца та модель оцінки капітальних активів CAPM, залишаються основою сучасної портфельної теорії, однак вони мають низку обмежень. Вони є переважно статичними, не враховують змін у динамічному середовищі, а також оперують історичними даними, що не завжди відображають майбутні тенденції. Унаслідок цього актуальним науковим завданням є розробка адаптивних, гібридних моделей, здатних враховувати нелінійність ринкових процесів і поєднувати класичні підходи портфельної теорії з сучасними аналітичними методами, насамперед кластерним аналізом та методами оптимізаційного моделювання.

Додатковим чинником актуальності є підвищений інтерес інституційних та індивідуальних інвесторів до автоматизованих систем підтримки прийняття рішень на основі аналітичних моделей. Сучасні аналітичні методи, зокрема

кластеризація активів, економетричний та статистичний аналіз, відкривають можливість для побудови гібридних портфельів нового покоління, які не лише враховують взаємозв'язок дохідності та ризику, але й динамічно адаптуються до змін макроекономічного середовища.

Таким чином, актуальність дослідження полягає у необхідності вдосконалення інструментарію моделювання інвестиційних портфельів шляхом інтеграції класичних та сучасних методів аналізу для забезпечення ефективного управління ризиками та підвищення дохідності в умовах ринкової невизначеності.

Метою магістерської роботи є розробка моделей формування гібридного інвестиційного портфеля на основі кластерного аналізу та методів оптимізації, що забезпечують ефективне поєднання традиційних і альтернативних фінансових активів для досягнення оптимального співвідношення ризику та дохідності в умовах ринкової нестабільності.

Для досягнення цієї мети передбачається вирішення таких завдань:

- розробити інструментарій формування гібридного інвестиційного портфеля з урахуванням характеристик ризику, дохідності та волатильності активів;
- інтегрувати положення класичних моделей портфельної теорії (Марковіца, CAPM) із сучасними аналітичними підходами, зокрема кластерним аналізом та методами оптимізації;
- забезпечити мінімізацію ризику портфеля шляхом застосування диверсифікації між традиційними та альтернативними класами активів (акції, облігації, ETF, криптовалюти тощо);
- розробити модель оцінки інвестиційної привабливості фінансових активів на основі кластерного аналізу;
- побудувати модель оптимізації структури гібридного інвестиційного портфеля з урахуванням результатів кластеризації активів.

Об'єктом дослідження є процеси формування та управління гібридним інвестиційним портфелем у динамічному та невизначеному середовищі фінансових ринків.

Предметом дослідження є сукупність методів, моделей та механізмів формування й управління гібридним інвестиційним портфелем в умовах підвищеної волатильності та невизначеності фінансових ринків.

Для вирішення поставлених задач та досягнення поставленої мети були використані наступні *методи дослідження*: для кількісного аналізу взаємозв'язків між ризиком, дохідністю та ліквідністю застосовано методи статистичного та економіко-математичного аналізу, зокрема кластерний аналіз, регресійний і кореляційний аналіз, а також оптимізаційні підходи, що ґрунтуються на класичній портфельній теорії (модель Марковіца, CAPM). Такий інструментарій дозволяє оцінити взаємозв'язок між ризиком і дохідністю активів та сформувавши оптимальну структуру гібридного портфеля; оцінку ефективності управління гібридним портфелем здійснено за допомогою критеріїв Шарпа, Трейнора та альфа Єнсена, а також аналізу чутливості й стрес-тестування для виявлення стійкості моделей до зовнішніх впливів.

Практична значущість роботи полягає у створенні комплексу моделей формування гібридного інвестиційного портфеля, які можуть бути використані для підвищення ефективності інвестиційних рішень, мінімізації ризиків і забезпечення інвестиційної безпеки в умовах ринкової нестабільності.

Розроблені моделі можуть слугувати інструментом підтримки прийняття інвестиційних рішень для індивідуальних інвесторів, компаній та фінансових установ. Вони забезпечують можливість оцінювати привабливість активів, співвідношення ризику й дохідності та формувати оптимальну структуру портфеля з урахуванням ризику та ліквідності, беручи до уваги поточний ринковий контекст.

Практичні результати дослідження можуть бути використані для розробки рекомендацій щодо адаптивного управління та ребалансування портфеля, підвищення якості управління інвестиціями.

Магістерська робота включає вступ, три розділи, висновки, список використаних джерел та додатків.

У вступі обґрунтовано актуальність теми, визначено мету, завдання, об'єкт, предмет, методи та практичну значущість дослідження.

У першому розділі розглянуто теоретичні основи портфельного інвестування, класифікацію фінансових активів та підходи до формування гібридних інвестиційних портфелів.

Другий розділ присвячено методології дослідження, опису використаних методів моделювання та інформаційній базі. Також розроблено комплекс моделей формування гібридного інвестиційного портфеля, зокрема модель оцінки привабливості активів за допомогою кластерного аналізу та модель оптимізації структури портфеля.

У третьому розділі наведені результати практичного застосування розроблених моделей, результати їх апробації на реальних даних і рекомендації щодо адаптивного управління та ребалансування портфеля.

У висновках підсумовано основні результати дослідження та визначено перспективи подальших наукових розробок.

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

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ФОРМУВАННЯ ГІБРИДНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ

1.1. ЕВОЛЮЦІЯ ТЕОРІЇ ПОРТФЕЛЬНОГО ІНВЕСТУВАННЯ

Еволюція концепції портфельного інвестування пройшла шлях від класичних статичних моделей, що ґрунтувалися на двох параметрах - ризику та дохідності, до сучасних багатофакторних і адаптивних підходів, які враховують волатильність, нелінійність та поведінкові особливості фінансових ринків. У сучасних умовах швидкої зміни макроекономічних чинників класичні моделі дедалі частіше потребують доповнення новими методами аналізу даних та оптимізації.

Основи сучасної портфельної теорії були закладені Гаррі Марковіцем у статті «*Portfolio Selection*» (Markowitz, H., 1952). Його підхід став першим формальним описом процесу вибору ефективного портфеля з урахуванням співвідношення між очікуваною дохідністю та ризиком.

Марковіц показав, що інвестор раціонально обирає портфель, який мінімізує ризик при заданому рівні очікуваної дохідності. Ключовими положеннями теорії є використання стандартного відхилення як міри ризику, оптимізація на основі середніх значень дохідності та коваріацій між активами, а також принцип диверсифікації.

Основна ідея полягає в тому, що зниження кореляції між активами дозволяє зменшити загальний ризик портфеля без втрати прибутковості. З математичної точки зору модель Марковіца є задачею квадратичного програмування, що передбачає побудову так званої ефективної межі (*efficient frontier*) - множини портфелів із найкращим співвідношенням ризику та доходу.

Подальшим етапом розвитку теорії стала модель оцінки капітальних активів (Capital Asset Pricing Model - CAPM), розроблена Вільямом Шарпом, Джоном Лінтнером і Фішером Блеком у 1960-х роках (Sharpe, W. F., 1964).

Модель формалізує зв'язок між очікуваною дохідністю активу та його систематичним ризиком через рівняння:

$$R_e = R_f + \beta(R_m - R_f),$$

де R_e - очікувана дохідність активу, R_f - безризикова ставка, R_m - середня ринкова дохідність, β - коефіцієнт чутливості активу до коливань ринку.

САРМ ґрунтується на ідеї ринкової рівноваги: інвестор отримує додаткову премію за ризик, пропорційну ступеню його участі у коливаннях ринку. Водночас модель передбачає існування єдиного ринкового фактору, що визначає поведінку цінних паперів. Це спростило оцінювання вартості активів, однак зробило модель занадто лінійною і чутливою до макроекономічних відхилень.

У 1970-х роках Юджин Фама сформулював *гіпотезу ефективного ринку* (Efficient Market Hypothesis - ЕМН) (Fama, E. F., 1970), згідно з якою ціна активу повністю відображає всю доступну інформацію. Таким чином, жоден інвестор не може систематично перевищити середньоринкову дохідність, не беручи на себе додаткового ризику.

Фама розрізняв три рівні ефективності ринку - слабку, напівсильну та сильну - залежно від обсягу інформації, що враховується у цінах активів. Однак події останніх десятиліть, зокрема фінансова криза 2008 року та вибухова волатильність ринку криптоактивів, поставили під сумнів практичну дієвість цієї гіпотези.

Дослідження Роберта Шиллера (Shiller, R. J., 2003) та інших поведінкових економістів показали, що ринкова динаміка часто визначається нераціональними очікуваннями, колективними емоціями та спекулятивними «бульбашками», які суперечать припущенню про повну раціональність учасників.

Подальший розвиток портфельної теорії відбувався у напрямку багатofакторних і поведінкових підходів.

Одним із найвпливовіших став підхід Стефана Росса - *арбітражна теорія ціноутворення* (Arbitrage Pricing Theory, АPT) (Ross, S. A., 1976), яка замість єдиного ринкового фактору САРМ передбачає множину факторів ризику, таких

як інфляція, процентні ставки, валютні курси чи ціни на енергоносії. Це дозволило пояснити складнішу структуру доходності активів.

АРТ описується рівнянням:

$$R_i = R_f + b_{i1}F_1 + b_{i2}F_2 + \dots + b_{in}F_n + \varepsilon_i,$$

де:

R_i - очікувана доходність (i)-го активу;

R_f - безризикова ставка;

F_1, F_2, \dots, F_n - значення факторів ризику (макроекономічних, галузевих, ринкових тощо);

$b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{in}$ - коефіцієнти чутливості активу до кожного фактора;

ε_i - випадкова складова, що відображає ідіосинкратичний (несистематичний) ризик.

Ця модель припускає, що ринкова доходність активу є лінійною комбінацією премій за різні фактори ризику, і що відсутність арбітражу гарантує рівновагу між ризиком та очікуваною доходністю.

Паралельно розвивались поведінкові теорії, зокрема *теорія перспектив* Д. Канемана та А. Тверські (Kahneman, D., & Tversky, A., 1979), які наголошували на ірраціональності інвесторів, їх схильності до уникання втрат і надмірного реагування на новини.

Також варто згадати *рефлексивний підхід* Джорджа Сороса, що пояснює циклічність ринкових трендів через взаємодію очікувань інвесторів і реальних ринкових змін.

Попри фундаментальну роль моделей Марковіца і Шарпа, вони мають низку обмежень:

- **Статичність:** класичні моделі не враховують швидкі зміни зовнішнього середовища та нові типи активів.
- **Лінійність:** припущення про лінійний зв'язок ризику і доходності не відповідає реальній нелінійній природі ринків.

- **Орієнтація на історичні дані:** використання ретроспективних рядів знижує прогностичну силу моделей.
- **Практична складність:** обчислення великої кількості коваріацій і кореляцій утруднює застосування класичних моделей для портфелів з великою кількістю активів.

Наприклад, Bitcoin демонструє надзвичайно високий рівень волатильності, який у короткостроковій перспективі майже у 5 разів перевищує волатильність індексу S&P 500, а у довготривалій - утримується приблизно у чотири рази вище, ніж у традиційного фондового ринку (MDPI). Також за останні 12 місяців середня річна волатильність Bitcoin становила ~ 35,48 % (Forbes), що суттєво вище класичних активів. У порівнянні, глобальні акції мають волатильність у діапазоні приблизно 10-12 % (BlackRock), а золото - близько 12 % (BlackRock).

Таким чином, моделі, розраховані на стабільні ринки з середньою волатильністю, неадекватно реагують на різкі стрибки цін і системні шоки. Еволюція портфельної теорії - це рух від статичних до адаптивних, від одномірних до багатofакторних моделей. Обмеження класичних підходів стимулювали появу нової хвилі досліджень, у центрі яких - гібридні та інтегровані портфелі, що поєднують традиційні інструменти з альтернативними активами й аналітичними методами кластеризації та оптимізації. Саме ці підходи створюють методологічну основу подальших розділів дослідження.

1.2. КОНЦЕПЦІЯ ГІБРИДНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ

Гібридний інвестиційний портфель є відповіддю на підвищену волатильність і структурну нестабільність сучасних фінансових ринків. У його основі лежить поєднання класичних принципів управління портфелем із сучасними аналітичними методами, орієнтованими на адаптивність, диверсифікацію та стійкість у кризових умовах.

Гібридний інвестиційний портфель - це структура фінансових активів, що поєднує традиційні інструменти (акції, облігації, грошові інструменти) з

альтернативними (криптовалюти, деривативи, ETF, венчурні інвестиції тощо). Його основна мета полягає у підвищенні стійкості до ринкових ризиків та забезпеченні гнучкої реакції на макроекономічні зміни.

Такий підхід передбачає відхід від статичних моделей оптимізації до адаптивного управління, яке ґрунтується на кількісних показниках ризику, кореляцій та прогнозних аналітичних моделях.

Гібридність полягає в інтеграції джерел дохідності й ризику в межах єдиного портфеля. Поєднання активів із різною чутливістю до макроекономічних факторів створює ефект асиметричного згладжування ризику: негативна динаміка одних інструментів компенсується зростанням інших.

Таким чином, гібридна структура забезпечує багатоканальну диверсифікацію - не лише за типом активів, а й за джерелами ризику, секторами економіки та часовими горизонтами.

Класичні моделі (Марковіц, CAPM) спираються на історичні дані, лінійні залежності та статичний розподіл активів, що обмежує їхню ефективність у сучасному середовищі високої мінливості.

Гібридні стратегії, навпаки, поєднують класичні принципи раціонального вибору з інструментами машинного навчання, кластерного аналізу та алгоритмічної оптимізації, що дає змогу адаптувати структуру портфеля до змін ринкових трендів.

Криптоактиви, деривативи та ETF відіграють ключову роль у гібридній структурі.

- **Криптоактиви** - характеризуються високою волатильністю та низькою кореляцією з традиційними ринками, що робить їх ефективним інструментом диверсифікації за умови контрольованої частки в портфелі.
- **Деривативи** - (ф'ючерси, опціони, свопи) забезпечують хеджування ризиків, стабілізуючи дохідність під час коливань ринку.

- **ETF** - пропонують диверсифікацію та ліквідність, виступаючи проміжною ланкою між традиційними та альтернативними активами.

Провідні інституційні інвестори (BlackRock, Fidelity, Vanguard) активно впроваджують гібридні стратегії, поєднуючи активне управління з індексними ETF та аналітикою великих даних. Такий підхід відображає нову парадигму, у якій інвестиційний портфель розглядається як динамічна система, здатна саморегулюватися у відповідь на зовнішні шоки.

Отже, гібридний інвестиційний портфель є еволюційним продовженням класичної портфельної теорії, що інтегрує раціональність, поведінкові аспекти та технологічну адаптивність для досягнення стійкої ефективності.

1.3 КЛАСИФІКАЦІЯ ФІНАНСОВИХ АКТИВІВ: ТРАДИЦІЙНІ ТА АЛЬТЕРНАТИВНІ

Формування гібридного інвестиційного портфеля потребує чіткої класифікації активів за їх економічною природою, рівнем ризику, ліквідністю та дохідністю. Від правильного групування активів залежить можливість збалансування ризику та досягнення цільової ефективності портфеля.

До традиційних активів належать акції, облігації та грошові інструменти. Вони утворюють базу портфеля, забезпечуючи передбачуваність грошових потоків і стабільність дохідності.

- **Акції** забезпечують участь інвестора у власному капіталі компанії та право на частину прибутку. У портфелі вони виступають джерелом довгострокового зростання вартості.
- **Облігації** створюють стабільний купонний дохід
- **Грошові інструменти** (депозити, векселі, сертифікати) підтримують ліквідність і використовуються для короткострокового розміщення капіталу.

Альтернативні інструменти - криптовалюти, венчурні інвестиції, деривативи, ETF, REIT - формують другий рівень портфеля, орієнтований на підвищення дохідності та гнучкість.

- **Криптовалюти** забезпечують можливість отримання високих прибутків, але характеризуються значною волатильністю. Їхня частка має бути обмеженою й узгодженою з ризиковим профілем інвестора.
- **Венчурні інвестиції** спрямовані на фінансування інноваційних компаній і дають потенціал надприбутків за рахунок високого ризику та низької ліквідності.
- **Деривативи** дозволяють гнучко управляти ризиками, хеджуючи цінові коливання.
- **ETF та REIT** забезпечують доступ до диверсифікованих інструментів і нерухомості, поєднуючи високу ліквідність із низькими транзакційними витратами.

У табл. 1 приведена порівняльна характеристика між традиційними та альтернативними активами.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика активів

Показник	Традиційні активи	Альтернативні активи
Рівень ризику	Помірний, прогнозований	Високий, з елементом невизначеності
Очікувана дохідність	5–10 % річних	15–100 % потенційно
Ліквідність	Висока	Від низької (венчурні фонди) до високої (крипто, деривативи)
Кореляція з ринком	Висока ($\beta \approx 1$)	Низька
Роль у портфелі	Забезпечення стійкості	Джерело додаткової дохідності та диверсифікації

Джерело: авторська розробка

Оцінка ефективності активів у гібридному портфелі базується на кількісних і якісних показниках. Для аналізу використовуються такі типи даних:

- **Ринкові:** котирування акцій, облігацій, ETF, криптовалют, деривативів;
- **Макроекономічні:** ВВП, інфляція, процентні ставки, валютні курси;
- **Ризикові метрики:** волатильність, β -коефіцієнти, VaR, коефіцієнт Шарпа;
- **Поведінкові:** індекси інвесторських настроїв, дані Google Trends, обсяги торгів.

Основні джерела - Bloomberg, Yahoo Finance, CoinMarketCap, Crunchbase, IMF Data Portal, World Bank. Використання репрезентативних часових рядів забезпечує об'єктивність і можливість статистичного порівняння активів різних класів.

Таким чином, класифікація активів формує аналітичну основу побудови гібридного портфеля. Традиційні активи гарантують стабільність і ліквідність, тоді як альтернативні забезпечують потенціал зростання й адаптивність до мінливого ринкового середовища. Раціональне поєднання цих класів активів дає змогу мінімізувати загальний ризик і підвищити ефективність інвестиційної стратегії.

1.4. ДИВЕРСИФІКАЦІЯ РИЗИКІВ І ЇЇ РОЛЬ У СТРУКТУРІ ГІБРИДНОГО ПОРТФЕЛЯ

Управління ризиком є центральним завданням інвестиційної діяльності, особливо в умовах волатильності та швидких змін глобальних фінансових ринків. Гібридний інвестиційний портфель використовує розширену класифікацію активів для досягнення максимальної диверсифікації та підвищення стійкості до зовнішніх шоків. Ключовою умовою ефективності такого підходу є свідоме управління ризиками, засноване на розумінні їх структури, взаємозв'язку та інструментів контролю.

Ризик в інвестуванні - це кількісно вимірювана невизначеність, пов'язана з імовірністю виникнення несприятливих подій, що призводять до втрат або відхилення очікуваних результатів.

Традиційно виділяють два основні типи ризику:

1. **Несистематичний ризик (специфічний).** Залежить від характеристик конкретного активу, компанії або галузі (наприклад, ризик банкрутства емітента). Його можна зменшити або нейтралізувати шляхом диверсифікації портфеля, тобто включення до нього активів із різних секторів економіки.
2. **Систематичний ризик (ринковий).** Пов'язаний із макроекономічними чинниками - змінами відсоткових ставок, інфляції, валютних курсів чи політичної ситуації. Він не усувається диверсифікацією, оскільки впливає на всі активи ринку одночасно, але може бути частково пом'якшений за допомогою хеджування або використання стабілізаційних активів.

Диверсифікація - це розподіл капіталу між різними активами з метою зниження загального ризику портфеля. Її механізм пояснив Г. Марковіц, довівши, що загальний ризик портфеля залежить не лише від ризику окремих активів, а й від ступеня їхньої взаємозалежності.

Ключову роль тут відіграє коефіцієнт *кореляції* (ρ_{ij}):

- якщо $\rho_{ij} = +1$, дохідності активів рухаються синхронно, і диверсифікаційного ефекту немає;
- якщо $\rho_{ij} = 0$, активи незалежні, і ризик портфеля знижується;
- якщо $\rho_{ij} = -1$, активи рухаються у протилежних напрямках, що створює ідеальний диверсифікаційний ефект - втрати за одними компенсуються прибутками за іншими.

У гібридних портфелях ефект диверсифікації посилюється завдяки поєднанню активів, на які по-різному впливають макроекономічні фактори (ставки, інфляція, ділова активність). Асиметрична дія цих факторів знижує загальну волатильність портфеля навіть за високої ризиковості окремих активів.

Диверсифікація ризику - це не просто техніка розподілу інвестицій, а фундаментальний принцип побудови гібридного портфеля. Її ефективність зумовлюється різноспрямованою реакцією активів на макрофактори та

можливістю кількісно оцінювати і керувати ризиками. Саме це забезпечують стійкість і адаптивність гібридного інвестиційного портфеля в умовах мінливої фінансової кон'юнктури.

Таким чином, розвиток портфельної теорії демонструє поступовий перехід від статичних раціональних моделей до динамічних, адаптивних і багатофакторних підходів. Якщо класичні концепції Марковіца та CAPM розглядали портфель як збалансовану комбінацію активів з оптимальним співвідношенням ризику й дохідності, то сучасна фінансова наука розширила ці межі, врахувавши поведінкові чинники, інформаційну асиметрію та вплив глобальної нестабільності на ринки капіталу.

У класичних моделях портфельного інвестування ризик вимірювався переважно стандартним відхиленням дохідності, а ефективність визначалася положенням портфеля на «ефективній межі». Проте ці підходи не враховують постійних структурних змін ринку та нових класів активів, які не існували у 1950-х роках. Поведінкові теорії, навпаки, зосередили увагу на реальних механізмах прийняття рішень інвесторами, визнали вплив емоцій, ірраціональних очікувань і спекулятивних циклів. Саме це стало передумовою формування більш гнучких, гібридних моделей.

Гібридний інвестиційний портфель у сучасному розумінні поєднує елементи класичної раціональності та сучасних технологічних рішень управління ризиком. Його головна мета - створити систему, здатну зберігати стабільність і дохідність навіть у періоди високої волатильності. Такий портфель базується на диверсифікації не лише за активами, а й за джерелами ризику, часовими горизонтами та макроекономічними умовами. Включення альтернативних інструментів - криптовалют, деривативів, REIT чи товарних активів - розширює можливості для компенсації ринкових коливань і підвищення гнучкості портфельної структури.

Ключовим принципом гібридного підходу є *адаптивність* - здатність портфеля змінювати структуру у відповідь на зовнішні умови. Це досягається

завдяки систематичному аналізу даних, регулярному ребалансуванню та використанню кількісних методів оптимізації. На відміну від традиційних стратегій, орієнтованих на статичний розподіл, гібридна модель передбачає постійний моніторинг кореляцій між активами та реагування на зміну фаз ринку.

Теоретичний синтез, проведений у цьому розділі, показує, що сучасна концепція гібридного портфеля є результатом інтеграції кількох підходів:

- **Класичного** - що забезпечує логіку ризик-дохідність і принцип диверсифікації;
- **Поведінкового** - що враховує ірраціональність учасників ринку;
- **Аналітичного** - що базується на кількісних методах кластеризації, оцінці волатильності та оптимізації структури портфеля.

Подальша частина дослідження зосередиться на практичному застосуванні цих принципів. У другому розділі буде сформовано методологічну базу побудови гібридного портфеля, описано процес кластеризації активів за параметрами ризику, дохідності та ліквідності, а також описані принципи побудови базової оптимізаційної моделі розподілу капіталу. У третьому розділі буде сформована вибірка активів та їх кластеризація, здійснене формування гібридного портфеля на основі створених кластерів та оцінка його ефективності. Наведені результати розрахунків буде використано для формування рекомендацій щодо підвищення ефективності портфельних стратегій в умовах фінансової нестабільності.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ФОРМУВАННЯ ГІБРИДНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ

2.1. КОНЦЕПТУАЛЬНА СХЕМА ДОСЛІДЖЕННЯ

Гібридний інвестиційний портфель - це не просто комбінація різних активів, а структурна модель, побудована на принципі взаємного балансування традиційних і альтернативних фінансових інструментів у межах єдиної системи управління ризиком і дохідністю. Її концептуальна логіка полягає у поєднанні стійкості класичних активів з потенціалом зростання нових, більш волатильних ринків, що у сукупності створює ефект диверсифікаційної асиметрії.

Така модель виникає як відповідь на ключовий виклик сучасних фінансових ринків - нестійкість і фрагментованість прибутковості. Традиційні портфелі, сформовані за принципом Марковіца, ефективно мінімізують ризик у стабільному середовищі, проте втрачають ефективність у періоди криз, коли кореляція між активами різко зростає. Гібридний портфель долає це обмеження, використовуючи активи з різною поведінкою під впливом макроекономічних факторів.

У центрі гібридної моделі лежить принцип постійної взаємодії двох підсистем - стабілізуючої та адаптивної. Перша складається з традиційних інструментів - акцій, облігацій, фондів ETF, тобто активів, чия вартість підпорядковується класичним макроекономічним циклам і має передбачувані показники дохідності. Вона забезпечує основу портфеля, формуючи його "каркас" і визначаючи базовий рівень стабільності. Друга підсистема - адаптивна - включає альтернативні активи: криптовалюти, деривативи, венчурні фонди, тобто інструменти, які мають вищу волатильність, але й більший потенціал прибутковості. Їхня роль - компенсувати низьку динаміку базових активів у періоди зростання ринку.

Таким чином, логіка моделі полягає не у простому додаванні активів, а у динамічному балансуванні між цими підсистемами. Цей процес відображає сутність адаптивного управління, коли портфель реагує на зміни ринкового середовища подібно до живої системи, що підтримує рівновагу.

Ключовим елементом логіки є асиметрія кореляцій між активами. У традиційних умовах ринкової стабільності активи різних класів можуть мати слабку або негативну кореляцію, забезпечуючи диверсифікаційний ефект. Проте в кризові періоди цей зв'язок часто стає позитивним, і диверсифікація перестає працювати. Гібридний портфель долає це обмеження за рахунок включення активів, чия поведінка визначається іншими драйверами - технологічними, регуляторними чи спекулятивними (як у випадку криптоактивів). Таким чином створюється антикореляційний буфер, який поглинає ринкові шоки та зменшує просідання загальної вартості портфеля.

З математичної точки зору, гібридна модель реалізує нелінійну комбінацію класів активів, у якій оптимальні ваги визначаються не лише співвідношенням ризику та доходу, а й чутливістю до макроекономічних факторів. Якщо класичний портфель мінімізує дисперсію, то гібридний - мінімізує ефективний ризик, який включає як статистичну, так і поведінкову складову.

У результаті застосування гібридної моделі формується портфель, який:

- має нижчу загальну волатильність за рахунок диверсифікації між класами активів;
- забезпечує вищу ефективність у довгостроковому горизонті (за критерієм Sharpe Ratio);
- демонструє більшу стійкість до кризових періодів, коли традиційні портфелі втрачають баланс;
- дозволяє здійснювати автоматизоване адаптивне управління без постійного втручання інвестора.

Таким чином, логіка гібридної моделі інвестиційного портфеля ґрунтується на взаємодії стабільної та адаптивної підсистем, які разом

забезпечують баланс між надійністю та потенціалом зростання. Її ключова відмінність полягає у динамічності - портфель не є фіксованою структурою, а постійно “підлаштовується” під ринок, використовуючи комбінацію класичних і сучасних активів. У цьому полягає головна ідея гібридного підходу: інвестор не бореться з волатильністю, а вбудовує її у власну модель управління, перетворюючи ризик із загрози на джерело додаткової ефективності.

Розроблена у цій роботі дослідницька рамка базується на логічній послідовності: вхідні дані → обчислення показників інвестиційної привабливості активів → кластеризація активів за рівнем привабливості → розробка оптимізаційної моделі → оцінка ефективності інвестиційної стратегії.

Перший етап - збір і підготовка даних, що забезпечують емпіричне підґрунтя моделі. У межах дослідження використовується комбінована вибірка, яка включає як традиційні активи (акції, облігації, біржові фонди), так і альтернативні (криптовалюти, деривативи, цифрові токенізовані активи). Вибір саме такого складу обумовлений метою роботи - відтворити логіку гібридного портфеля, де взаємодіють різні класи інструментів.

На цьому етапі здійснюється відбір часових інтервалів, очищення даних від викидів і аномалій, усунення пропусків, перевірка на узгодженість. Паралельно визначаються критерії включення активів у вибірку - наприклад, за ліквідністю, історією торгів, наявністю ринкових котирувань. Інформаційна база має бути не лише великою, а й репрезентативною, тобто відображати характер реального ринку.

Другий етап - кількісне описання активів, тобто перехід від «сирих» даних до системи вимірюваних ознак. Для кожного активу обчислюються показники середньої дохідності, ризику (через стандартне відхилення або β -коефіцієнт), ліквідності, стабільності та взаємної кореляції. Ці характеристики утворюють багатовимірну матрицю параметрів, яка дає змогу порівнювати активи не лише за прибутковістю, а й за формою ризику. Розрахунок показників - це не технічна операція, а етап економічної інтерпретації: за допомогою кількісних критеріїв

визначається, яку роль кожен актив потенційно може відігравати у портфелі - стабілізуючу, зростальну чи компенсуючу.

Третій етап полягає у виявленні закономірностей у поведінці активів. Методи кластерного аналізу (наприклад, k-means або ієрархічна кластеризація) дають змогу розділити активи на групи з подібними параметрами ризику, доходності й волатильності. Це дозволяє побачити не лише індивідуальні властивості активів, а й їхню структурну спорідненість.

Після кластеризації виконується економічна інтерпретація груп: визначається, які з них можна вважати високоприбутковими, які - стабільними, а які - ризиковими. Цей крок має ключове значення, оскільки саме він переводить математичні результати у мову портфельного управління та створює базу для подальшої оптимізації.

Четвертий етап - формування оптимізаційної моделі, що визначає співвідношення активів у гібридному портфелі. Оптимізація здійснюється за принципом середньо-дисперсійного аналізу Марковіца, проте з урахуванням результатів кластеризації: кожен кластер розглядається як умовна "інвестиційна зона", а розподіл капіталу між ними відбувається з урахуванням цільових орієнтирів інвестора (мінімізація ризику, максимізація коефіцієнта Шарпа, обмеження на ліквідність тощо).

Таким чином, математичний розрахунок переходить у практичну площину - формується реальний портфель, який поєднує кластерну логіку з класичними принципами оптимізації.

Заключним етапом є оцінка ефективності отриманого портфеля. Для цього використовуються загальновизнані показники - коефіцієнт Шарпа, Трейнора, α -Енсена, Sortino Ratio, а також аналіз максимального просідання (max drawdown) і стабільності результатів у часі. Оцінка має подвійне завдання: по-перше, підтвердити коректність розробленої моделі, а по-друге - дати змогу її вдосконалити. На основі отриманих результатів здійснюється зворотний зв'язок:

у разі потреби коригуються вхідні параметри, ваги активів або критерії оптимізації.

Ця схема є не просто послідовністю дій, а замкненим аналітичним циклом, у межах якого кожен етап не лише спирається на попередній, але й забезпечує підґрунтя для удосконалення всієї моделі. Таким чином, процес формування портфеля набуває ітераційного характеру: результати оцінки ефективності можуть бути використані для коригування параметрів кластеризації або оптимізації, що робить модель гнучкою й адаптивною до змін ринкових умов.

Першим і фундаментальним етапом дослідження є збір і підготовка вхідних даних, які визначають достовірність і точність усіх подальших розрахунків. Інформаційна база формується за принципом комплексності, охоплюючи як традиційні фінансові інструменти - акції, облігації, біржові індексні фонди (ETF), так і альтернативні активи - криптовалюти, деривативи, токенизовані активи та інші інноваційні інструменти. Таке поєднання дозволяє створити реально гібридний інвестиційний простір, у межах якого співіснують активи з різними рівнями ризику, ліквідності, чутливості до макроекономічних факторів і джерел волатильності.

Для забезпечення репрезентативності та достовірності даних у роботі передбачається використання відкритих статистичних і фінансово-аналітичних ресурсів міжнародного рівня, зокрема:

- Yahoo Finance, Investing.com, MarketWatch, Bloomberg Open Data - для котирувань акцій, облігацій, індексів і ETF;
- CoinMarketCap, CoinGecko, CryptoCompare - для даних щодо криптовалют і цифрових активів (ціна, ринкова капіталізація, обсяг торгів, волатильність);
- Federal Reserve Economic Data (FRED), IMF Data Portal, OECD Statistics - для макроекономічних індикаторів, що впливають на ринкові тенденції (інфляція, облікова ставка, динаміка ВВП, індекси споживчих цін);

Дані завантажуються у вигляді часових рядів, що охоплюють щонайменше п'ять–десять років спостереження (період 2015-2025 рр.), оскільки саме цей інтервал включає як фази стабільності, так і періоди високої волатильності - пандемічну кризу, воєнні та енергетичні шоки, структурні зміни у криптоекономіці. Така вибірка забезпечує повноцінне охоплення циклічних коливань ринку.

На етапі підготовки здійснюється:

- очищення даних від пропусків, аномалій, спотворень, спричинених корпоративними подіями або злиттями;
- коригування котирувань на спліти, дивіденди, зміни номіналу акцій;
- уніфікація часових інтервалів (щоденні, тижневі або місячні спостереження), щоб забезпечити узгодженість між активами різних ринків;
- конвертація валют до єдиного базового номіналу (USD), що усуває вплив валютних коливань на результати аналізу.

Важливим аспектом є також критерії відбору активів. До дослідження включаються лише ті інструменти, що мають стабільні ринкові котирування, достатню ліквідність і середній обсяг торгів, який гарантує можливість входу та виходу з позицій без суттєвого цінового впливу. Для криптовалют це, наприклад, Bitcoin, Ethereum, Binance Coin, Solana, які разом формують основний сегмент ринку за капіталізацією; для традиційних активів - акції провідних компаній індексів S&P 500, NASDAQ 100, а також державні облігації США й ETF, що відображають галузеві або регіональні індекси.

Таким чином, інформаційна база дослідження будується як багаторівнева структура, що поєднує глобальні та локальні джерела, макроекономічні показники та ринкові дані, класичні та альтернативні активи. Це забезпечує комплексність і дозволяє моделі гібридного портфеля адекватно відображати сучасну багатовимірну динаміку фінансового середовища.

Після формування бази даних наступним кроком є кількісна оцінка характеристик активів, що забезпечує перехід від ринкових котирувань до системи числових параметрів, придатних для подальшого аналізу. На цьому етапі інформація набуває аналітичного змісту, перетворюючись на основу для виявлення закономірностей у поведінці активів.

Для кожного інструмента визначаються основні показники - дохідність, ризик, ліквідність, β -коефіцієнт і кореляційні зв'язки. Дохідність відображає середній темп приросту вартості активу, тоді як ризик (вимірюваний дисперсією або стандартним відхиленням) показує коливання цих доходностей у часі. β -коефіцієнт дозволяє оцінити чутливість активу до рухів ринку, що важливо для поєднання стабільних і волатильних інструментів у гібридному портфелі. Показник ліквідності характеризує здатність активу швидко перетворюватися на грошові кошти без значних втрат вартості. Кореляція між активами визначає потенціал диверсифікації - чим нижчий зв'язок, тим сильніше зменшується сукупний ризик портфеля.

Сукупність цих показників формує багатовимірний простір фінансових ознак, у якому кожен актив має унікальний "профіль" поведінки. У цьому просторі подібні активи природно групуються — саме тому він стає базою для наступного етапу кластеризації, де математичні подібності трансформуються в економічно осмислені групи. Отже, кількісна оцінка не лише описує активи, а й створює координатну систему, у межах якої можливо побудувати гібридну модель інвестиційного портфеля.

Наступним кроком є кластеризація активів - процес, який дає змогу розподілити активи на групи за ступенем подібності характеристик. Застосування кластерного аналізу (зокрема методів k-means, ієрархічного або гібридного підходу) дозволяє виявити приховані закономірності у поведінці активів, що не завжди помітні при традиційному аналізі. У межах кожного кластера формується група активів з близькими значеннями ризику, дохідності та волатильності, що створює основу для подальшої диверсифікації.

Однак кластеризація має не лише математичний, а й економічний зміст. Вона відкриває можливість для типізації інвестиційних стратегій - виділення “агресивних”, “помірних” чи “захисних” груп активів. Інтерпретація кластерів забезпечує зв’язок між формальними результатами обчислень та реальними ринковими процесами.

Таким чином, після завершення всіх етапів методологічної схеми модель переходить до стадії оптимізації структури портфеля, у межах якої для кожного активу або кластера визначаються оптимальні вагові частки. Цей етап реалізується у розділі 3 і базується на класичних принципах середньо-дисперсійної оптимізації Марковіца, розширених за рахунок урахування результатів кластеризації. Це дозволяє формувати портфель не лише на основі індивідуальних параметрів активів, а й з урахуванням їхньої групової поведінки, що забезпечує більш збалансований розподіл ризиків.

Завершальним етапом концептуальної схеми дослідження є визначення принципів оцінювання ефективності розробленої стратегії гібридного інвестування. На цьому етапі ще не виконуються безпосередні практичні розрахунки - його завдання полягає у формуванні системи критеріїв, показників і процедур, за допомогою яких у подальшому (у розділі 3) буде проведено кількісну перевірку якості побудованої моделі. Концепція оцінювання базується на поєднанні класичних метрик портфельної теорії та розширених показників адаптивної ефективності. Передбачається застосування таких коефіцієнтів, як:

- **коефіцієнт Шарпа** - для вимірювання надлишкової дохідності на одиницю ризику;
- **коефіцієнт Трейнора** - для оцінки ефективності управління систематичним ризиком;
- **α -Єнсена** - для аналізу відхилення фактичної прибутковості від очікуваної згідно з CAPM;
- **Sortino ratio** - для врахування асиметрії доходів та штрафування лише за “негативну” волатильність;
- **показник максимального просідання (max drawdown)** - для визначення стійкості портфеля у періоди кризових коливань.

Крім індивідуальних показників, методика передбачає порівняльний аналіз (benchmarking): результати моделі гібридного портфеля будуть зіставлені з еталонними структурами, такими як класичний портфель «60/40» або ринковий індекс S&P 500. Це дозволить об'єктивно оцінити, чи забезпечує гібридний підхід кращу збалансованість між ризиком і доходністю порівняно з традиційними методами.

Після реалізації цього етапу переходимо до практичного блоку - оптимізації структури портфеля. У межах цього етапу (який реалізовано у розділі 3) для кожного активу або кластера визначаються оптимальні вагові частки. Оптимізація базується на класичних принципах середньо-дисперсійного підходу Марковіца, але розширюється завдяки врахуванню результатів кластеризації. Таким чином, у подальшій практичній частині портфель формується не лише на основі індивідуальних параметрів активів, а й із урахуванням їхньої групової поведінки, що забезпечує більш збалансований розподіл ризиків.

2.2. ОБГРУНТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ БАЗИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Інформаційною базою дослідження є щоденні дані котирувань фінансових активів за період з 20 жовтня 2015 року по 20 жовтня 2025 року. Такий десятирічний проміжок охоплює повний цикл ринкових коливань - фази підйому, спадів і відновлення, що забезпечує репрезентативність і дозволяє врахувати вплив макроекономічних шоків на поведінку активів.

Дослідження охоплює період, упродовж якого фінансові ринки зазнали низки значних макроекономічних зрушень - від монетарного стимулювання після кризи 2015-2016 рр. до пандемічного шоку 2020 р. і наступного циклу інфляційного тиску 2022-2023 рр. Такі події суттєво вплинули на динаміку доходності, кореляційні зв'язки між активами та загальну структуру ринкових ризиків. Тому обраний часовий проміжок дозволяє відобразити не лише середні характеристики активів, а й їхню поведінку в умовах екстремальної волатильності, що є критично важливим для побудови гібридного портфеля.

Для формування гібридного інвестиційного портфеля було обрано 23 активи, які репрезентують три ключові сектори фінансового ринку: акції, біржові

фонди (ETF) та криптовалюти. Критеріями відбору слугували: ліквідність, тривалість біржової історії, стабільність котирувань, галузеве різноманіття та аналітична значущість для дослідження взаємозв'язку ризику й дохідності. Для забезпечення різноманітності вибірки та можливості проведення подальшої кластеризації активи були розподілені за трьома класами - акції, біржові фонди та криптовалюти. Такий підхід відповідає логіці гібридного інвестування, де поєднання традиційних та альтернативних інструментів дає змогу знизити ризик за рахунок асиметричної поведінки різних ринків.

Кожна з груп має власну економічну природу доходу:

- для акцій - це приріст капіталу та дивіденди;
- для ETF - агреговані результати галузі або індексу;
- для криптовалют - спекулятивний прибуток, не пов'язаний із фундаментальними факторами.

Цей контраст дозволяє дослідити, наскільки некорельовані активи можуть виступати взаємодоповнюючими елементами у складі портфеля.

Акції. До вибірки увійшли провідні публічні корпорації США, які визначають динаміку основних біржових індексів:

- *Apple Inc. (AAPL)* - стабільна компанія з високою капіталізацією та помірною волатильністю;
- *Amazon.com Inc. (AMZN)* - актив зі зростаючим трендом, що поєднує циклічність і високий потенціал;
- *Google (GOOG)* - репрезентує інформаційні технології та рекламний сектор;
- *Coca-Cola Co. (KO)* - класичний “захисний” актив, використовується для зниження ризику портфеля;
- *Microsoft Corp. (MSFT)* - один із ключових драйверів сектору ІТ;
- *Tesla Inc. (TSLA)* - високоволатильна компанія, що відображає спекулятивні тренди та поведінкові ефекти;
- *JPMorgan Chase & Co. (JPM)* - один із найбільших банків США, що відображає фінансову складову економіки.

У табл. 2 наведені ціни на акції компаній.

Таблиця 2

Ціни акцій компаній

Дата	Apple	Amazon	Google	CocaCola	Microsoft	Tesla	JPMorgan
20.10.2015	25,63	28,04	33,88	33,54	41,85	14,20	51,36
21.10.2015	25,63	27,79	33,47	33,46	41,35	14,01	50,99
22.10.2015	26,02	28,20	33,93	34,30	42,08	14,11	51,91
23.10.2015	26,83	29,95	35,84	33,94	46,32	13,94	52,47
26.10.2015	25,97	30,43	36,42	33,78	47,53	14,35	52,49
27.10.2015	25,80	30,55	36,51	33,80	47,04	14,02	52,29
28.10.2015	26,87	30,86	36,71	33,89	47,30	14,20	53,81
29.10.2015	27,15	31,33	37,11	33,94	46,75	14,11	53,57
30.10.2015	26,92	31,30	36,74	33,59	46,12	13,80	52,79
02.11.2015	27,30	31,42	37,25	33,50	46,64	14,25	53,85
...							
07.10.2025	256,48	221,78	245,76	66,79	523,98	433,09	307,69
08.10.2025	258,06	225,22	244,62	66,12	524,85	438,69	304,03
09.10.2025	254,04	227,74	241,53	66,37	522,40	435,54	305,53
10.10.2025	245,27	216,37	236,57	67,04	510,96	413,49	300,89
13.10.2025	247,66	220,07	244,15	66,80	514,05	435,90	307,97
14.10.2025	247,77	216,39	245,45	67,51	513,57	429,24	302,08
15.10.2025	249,34	215,57	251,03	67,08	513,43	435,15	305,69
16.10.2025	247,45	214,47	251,46	67,59	511,61	428,75	298,54
17.10.2025	252,29	213,04	253,30	68,44	513,58	439,31	297,56
20.10.2025	262,24	216,48	256,55	68,44	516,79	447,43	302,36

Джерело: сформовано автором за даними з сайту *Yahoo Finance*

Індексні фонди. Ця група охоплює інструменти різних секторів ринку - від широких індексів до облігаційних і товарних фондів:

- ***SPDR S&P 500 ETF Trust (SPY)*** - базовий фонд, який відображає структуру американського ринку;
- ***Invesco QQQ Trust (QQQ)*** - технологічний індекс NASDAQ-100, чутливий до інноваційного сектору;
- ***iShares 20+ Year Treasury Bond ETF (TLT)*** - довгострокові державні облігації США, класичний “safe haven” актив;
- ***SPDR Gold Shares (GLD)*** - фонд, що відображає динаміку золота.

- *iShares Core U.S. Aggregate Bond ETF (BND)* - диверсифікований облігаційний фонд;
- *Energy Select Sector SPDR Fund (XLE)* - фонд енергетичного сектору, залежний від динаміки цін на нафту;
- *Vanguard Real Estate ETF (VNQ)* - репрезентує інвестиції у нерухомість (REITs).

У табл. 3 наведені ціни біржових фондів.

Таблиця 3

Ціни біржових фондів

Дата	SPY	QQQ	TLT	GLD	BND	XLE	VNQ
20.10.2015	172,59	100,55	95,94	112,73	70,08	50,73	61,52
21.10.2015	171,53	99,94	96,88	111,73	70,21	50,10	61,28
22.10.2015	174,41	102,01	97,04	111,69	70,32	51,00	61,82
23.10.2015	176,36	104,84	96,22	111,50	70,15	50,89	61,22
26.10.2015	175,91	104,91	96,86	111,43	70,23	49,64	61,21
27.10.2015	175,58	105,11	97,10	111,68	70,25	49,05	61,19
28.10.2015	177,55	105,96	96,70	110,78	70,04	50,13	61,24
29.10.2015	177,45	105,81	95,18	109,72	69,80	50,39	61,16
30.10.2015	176,70	105,35	95,90	109,30	69,95	50,72	60,59
02.11.2015	178,80	106,53	95,45	108,59	69,81	51,90	61,88
...							
07.10.2025	669,12	604,51	89,18	366,26	74,28	89,49	90,23
08.10.2025	673,11	611,44	89,25	372,30	74,28	88,97	89,76
09.10.2025	671,16	610,70	89,18	365,43	74,23	87,76	89,27
10.10.2025	653,02	589,50	90,62	369,12	74,52	85,22	88,13
13.10.2025	663,04	602,01	90,57	378,09	74,64	86,38	88,69
14.10.2025	662,23	598,00	90,86	380,79	74,75	86,37	89,6
15.10.2025	665,17	602,22	90,66	387,39	74,70	86,32	90,90
16.10.2025	660,64	599,99	91,34	396,45	74,98	85,28	90,58
17.10.2025	664,39	603,93	91,20	388,99	74,88	85,98	91,17
20.10.2025	671,30	611,54	91,55	403,15	74,98	86,89	92,09

Джерело: сформовано автором за даними з сайту *Yahoo Finance*

Криптовалюти. До альтернативних активів включено провідні цифрові валюти з найбільшою ринковою капіталізацією та різними профілями ризику:

- *Bitcoin (BTC)* - базовий актив ринку цифрових валют, використовується як індикатор волатильності;
- *Ethereum (ETH)* - основна платформа смарт-контрактів, висока доходність і системна роль у DeFi-секторі;

- **Litecoin (LTC)** - старий альткоїн із помірною волатильністю, часто використовується для тестування ринкових гіпотез;
- **Dash (DASH)** - криптовалюта з високою транзакційною швидкістю;
- **Ripple (XRP)** - токен, орієнтований на міжбанківські розрахунки, має специфічну реакцію на регуляторні новини;
- **Monero (XMR)** - приватна криптовалюта з підвищеним ризиком;
- **Dogecoin (DOGE)** - спекулятивний актив із яскраво вираженою поведінковою динамікою;
- **Binance Coin (BNB)** - утилітарний токен найбільшої біржі Binance; історичні дані доступні з 2017 року;
- **Solana (SOL)** - високопродуктивний блокчейн-проект нового покоління; історичні дані наявні з 2020 року.

Ринок криптовалют має принципово іншу динаміку порівняно з фондовим: він функціонує цілодобово, без вихідних, а його волатильність у декілька разів перевищує середні значення для акцій.

У табл. 4 наведені ціни криптовалют.

Таблиця 4

Ціни криптовалют

Дата	Bitcoin	Ethereum	Litecoin	Dash	Ripple	Monero	Dogecoin
20.10.2015	269,75	0,44	3,06	2,45	0,004800	0,37	0,0001170
21.10.2015	267,11	0,42	3,06	2,43	0,004600	0,38	0,0001163
22.10.2015	274,42	0,61	3,10	2,44	0,004492	0,37	0,0001162
23.10.2015	276,92	0,56	3,08	2,32	0,004600	0,37	0,0001140
26.10.2015	285,15	0,71	3,08	2,13	0,005100	0,38	0,0001145
27.10.2015	294,66	0,83	3,08	2,04	0,004794	0,38	0,0001173
28.10.2015	303,54	0,99	3,07	2,13	0,004445	0,38	0,0001208
29.10.2015	313,63	1,12	3,81	2,36	0,004003	0,50	0,0001318
30.10.2015	327,12	1,14	3,84	2,52	0,005249	0,44	0,0001380
02.11.2015	359,28	0,99	3,97	2,53	0,004500	0,45	0,0001373

Дата	Bitcoin	Ethereum	Litecoin	Dash	Ripple	Monero	Dogecoin
07.10.2025	122101,40	4496,61	117,29	30,64	2,87	316,58	0,2663
08.10.2025	123322,90	4527,27	118,39	32,69	2,90	338,24	0,2474
09.10.2025	121533,90	4360,47	119,40	36,16	2,80	336,72	0,2555
10.10.2025	114665,00	3982,62	99,96	38,97	2,34	279,91	0,2484
13.10.2025	115804,10	4262,12	100,37	51,08	2,62	315,91	0,2075
14.10.2025	113196,60	4120,36	97,90	45,46	2,50	309,25	0,2139
15.10.2025	110886,50	3955,07	94,09	45,45	2,40	317,04	0,2047
16.10.2025	108487,10	3885,79	91,42	42,55	2,32	303,59	0,1961
17.10.2025	107344,30	3878,28	91,03	45,87	2,34	292,42	0,1882
20.10.2025	110607,40	3978,46	94,76	48,43	2,49	313,18	0,1952

Джерело: сформовано автором за даними з сайту Yahoo Finance

Крім того, доступність історичних даних є нерівномірною: частина криптоактивів, наприклад, Binance Coin (з 2017 р.) чи Solana (з 2020 р.), не мають повної десятирічної історії спостережень. Водночас ці активи були включені до вибірки, оскільки вони належать до найліквідніших представників ринку криптовалют і формують суттєву частку сучасної ринкової капіталізації. Їх додавання дозволяє відобразити актуальну структуру крипторинку, навіть за умови коротшого історичного періоду. Їхні ціни відображені у табл. 5.

Таблиця 5

Ціни криптовалют (BNB&SOL)

Дата	Binance Coin	Дата	Solana
20.10.2017	1,24	20.10.2020	1,89
23.10.2017	1,18	21.10.2020	1,89
24.10.2017	1,25	22.10.2020	1,96
25.10.2017	1,25	23.10.2020	1,96
26.10.2017	1,22	26.10.2020	1,68

Дата	Binance Coin	Дата	Solana
27.10.2017	1,19	27.10.2020	1,71
30.10.2017	1,34	28.10.2020	1,52
31.10.2017	1,35	29.10.2020	1,43
01.11.2017	1,26	30.10.2020	1,44
02.11.2017	1,30	02.11.2020	1,48
.....
07.10.2025	1311,31	07.10.2025	223,31
08.10.2025	1306,56	08.10.2025	228,59
09.10.2025	1255,24	09.10.2025	220,41
10.10.2025	1117,34	10.10.2025	195,29
13.10.2025	1288,89	13.10.2025	208,15
14.10.2025	1217,87	14.10.2025	201,35
15.10.2025	1153,73	15.10.2025	192,89
16.10.2025	1163,48	16.10.2025	185,71
17.10.2025	1088,81	17.10.2025	185,47
20.10.2025	1095,73	20.10.2025	189,06

Джерело: сформовано автором за даними з сайту Yahoo Finance

Для забезпечення порівнянності часових рядів дані криптовалют були очищені від вихідних днів: оскільки фондові інструменти торгуються лише у будні, із рядів криптоактивів було видалено всі дати, що припадали на вихідні, аби синхронізувати періоди спостереження між класами активів.

Дані щодо фондових активів (акцій і ETF) отримано з Yahoo Finance та частково перевірено через Investing.com. Криптовалютні котирування взято з CoinMarketCap у вигляді щоденних цін закриття (Close), скоригованих на спліти та технічні події (adjusted close). Для всіх активів було забезпечено повноту рядів та уніфікований формат дат.

Для забезпечення коректності подальших статистичних розрахунків усі дані було попередньо приведено до єдиного формату.

Очищення бази виконувалося у кілька етапів:

- Виявлення пропусків - порівняння кількості торгових днів із контрольним календарем біржі.
- Заповнення пропусків методом лінійної інтерполяції.
- Перевірка аномалій (надмірних стрибків ціни) через тест міжденного відхилення.
- Корекція корпоративних подій (спліти, дивіденди, reverse splits) шляхом використання adjusted close.

Після очищення всі активи утворили збалансовану панель даних розміром $N = 23 \times 2514$ спостережень, що є достатнім для статистичного аналізу, регресійного аналізу і кластеризації.

Для кожного активу було обчислено **щоденну логарифмічну дохідність**, визначену формулою:

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$$

де r_t - дохідність у день t , P_t і P_{t-1} - ціни закриття в поточний та попередній день відповідно.

Вибір логарифмічної форми обумовлений її аналітичними перевагами:

- вона усуває асиметрію між позитивними та негативними змінами цін;
- забезпечує адитивність у часі (сума денних логарифмічних дохідностей дорівнює загальній дохідності за період);
- дозволяє застосовувати лінійні статистичні методи при побудові регресій і кластеризації, що підвищує точність порівняння активів із різними масштабами змін.

Отримані ряди логарифмічних дохідностей становлять основу подальших розрахунків ризику, волатильності, коефіцієнтів β та Sharpe, які будуть використані у кластерному аналізі (розділ 2.3).

У табл. 6-9 наведені дохідності активів.

Таблиця 6

Дохідність акцій компаній (7 активів)

Дата	Apple	Amazon	Google	CocaCola	Microsoft	Tesla	JPMorgan
21.10.2015	-0,0001	-0,0092	-0,0121	-0,0024	-0,0120	-0,0139	-0,0074
22.10.2015	0,0150	0,0145	0,0138	0,0246	0,0174	0,0077	0,0180
23.10.2015	0,0306	0,0604	0,0546	-0,0105	0,0961	-0,0125	0,0107
26.10.2015	-0,0324	0,0159	0,0163	-0,0047	0,0257	0,0291	0,0005
27.10.2015	-0,0064	0,0039	0,0023	0,0006	-0,0104	-0,0231	-0,0040
28.10.2015	0,0405	0,0099	0,0056	0,0027	0,0054	0,0123	0,0288
29.10.2015	0,0103	0,0152	0,0107	0,0013	-0,0116	-0,0063	-0,0044
30.10.2015	-0,0085	-0,0010	-0,0101	-0,0103	-0,0137	-0,0225	-0,0148
02.11.2015	0,0139	0,0039	0,0139	-0,0026	0,0113	0,0326	0,0199
03.11.2015	0,0116	-0,0048	0,0014	-0,0019	0,0170	-0,0258	0,0036
...							
07.10.2025	-0,0008	0,0040	-0,0188	0,0104	-0,0087	-0,0455	-0,0048
08.10.2025	0,0061	0,0154	-0,0046	-0,0101	0,0017	0,0128	-0,0120
09.10.2025	-0,0157	0,0111	-0,0127	0,0038	-0,0047	-0,0072	0,0049
10.10.2025	-0,0351	-0,0512	-0,0207	0,0100	-0,0221	-0,0520	-0,0153
13.10.2025	0,0097	0,0170	0,0315	-0,0036	0,0060	0,0528	0,0233
14.10.2025	0,0004	-0,0169	0,0053	0,0106	-0,0009	-0,0154	-0,0193
15.10.2025	0,0063	-0,0038	0,0225	-0,0064	-0,0003	0,0137	0,0119
16.10.2025	-0,0076	-0,0051	0,0017	0,0076	-0,0036	-0,0148	-0,0237
17.10.2025	0,0194	-0,0067	0,0073	0,0125	0,0038	0,0243	-0,0033
20.10.2025	0,0387	0,0160	0,0127	0,0000	0,0062	0,0183	0,0160

Джерело: авторська розробка

Таблиця 7

Дохідність біржових фондів (7 активів)

Дата	SPY	QQQ	TLT	GLD	BND	XLE	VNQ
21.10.2015	-0,0061	-0,0061	0,0098	-0,0089	0,0018	-0,0125	-0,0038
22.10.2015	0,0167	0,0205	0,0016	-0,0004	0,0016	0,0178	0,0087
23.10.2015	0,0111	0,0273	-0,0085	-0,0017	-0,0024	-0,0023	-0,0097
26.10.2015	-0,0025	0,0007	0,0065	-0,0006	0,0011	-0,0248	-0,0003
27.10.2015	-0,0019	0,0019	0,0025	0,0022	0,0003	-0,0121	-0,0004
28.10.2015	0,0112	0,0081	-0,0041	-0,0081	-0,0029	0,0220	0,0009
29.10.2015	-0,0006	-0,0014	-0,0159	-0,0096	-0,0035	0,0050	-0,0014
30.10.2015	-0,0042	-0,0044	0,0075	-0,0038	0,0021	0,0065	-0,0093
02.11.2015	0,0118	0,0112	-0,0047	-0,0065	-0,0019	0,0231	0,0211
03.11.2015	0,0028	0,0035	-0,0079	-0,0149	-0,0017	0,0252	-0,0101
...							
07.10.2025	-0,0037	-0,0053	0,0057	0,0051	0,0019	0,0016	-0,0037
08.10.2025	0,0059	0,0114	0,0008	0,0164	0,0000	-0,0058	-0,0052
09.10.2025	-0,0029	-0,0012	-0,0008	-0,0186	-0,0007	-0,0137	-0,0055
10.10.2025	-0,0274	-0,0353	0,0160	0,0100	0,0039	-0,0294	-0,0129
13.10.2025	0,0152	0,0210	-0,0006	0,0240	0,0016	0,0135	0,0063
14.10.2025	-0,0012	-0,0067	0,0032	0,0071	0,0015	-0,0001	0,0102
15.10.2025	0,0044	0,0070	-0,0022	0,0172	-0,0007	-0,0006	0,0144
16.10.2025	-0,0068	-0,0037	0,0075	0,0231	0,0037	-0,0121	-0,0035
17.10.2025	0,0057	0,0065	-0,0015	-0,0190	-0,0013	0,0082	0,0065
20.10.2025	0,0103	0,0125	0,0038	0,0358	0,0013	0,0105	0,0100

Джерело: авторська розробка

Таблиця 8

Дохідність криптовалюти (7 активів)

Дата	Bitcoin	Ethereum	Litecoin	Dash	Ripple	Monero	Dogecoin
21.10.2015	-0,0098	-0,0465	0,0000	-0,0082	-0,0426	0,0121	-0,0060
22.10.2015	0,0270	0,3716	0,0130	0,0041	-0,0238	-0,0121	-0,0010
23.10.2015	0,0091	-0,0752	-0,0065	-0,0504	0,0238	0,0000	-0,0195
26.10.2015	0,0293	0,2230	0,0000	-0,0854	0,1032	0,0240	0,0047
27.10.2015	0,0328	0,1618	0,0000	-0,0432	-0,0619	-0,0032	0,0240
28.10.2015	0,0297	0,1763	-0,0033	0,0432	-0,0756	-0,0021	0,0291
29.10.2015	0,0327	0,1234	0,2160	0,1025	-0,1047	0,2810	0,0873
30.10.2015	0,0421	0,0177	0,0078	0,0656	0,2710	-0,1249	0,0458
02.11.2015	0,0938	-0,1433	0,0333	0,0040	-0,1540	0,0195	-0,0051
03.11.2015	0,0985	0,0705	0,0752	0,0311	0,1252	-0,1334	0,0619
...							
07.10.2025	-0,0248	-0,0433	-0,0154	-0,1256	-0,0472	0,0005	0,0514
08.10.2025	0,0100	0,0068	0,0093	0,0648	0,0104	0,0662	-0,0736
09.10.2025	-0,0146	-0,0375	0,0085	0,1009	-0,0351	-0,0045	0,0322
10.10.2025	-0,0582	-0,0906	-0,1777	0,0748	-0,1795	-0,1848	-0,0282
13.10.2025	0,0099	0,0678	0,0041	0,2706	0,1130	0,1210	-0,1799
14.10.2025	-0,0228	-0,0338	-0,0249	-0,1166	-0,0469	-0,0213	0,0304
15.10.2025	-0,0206	-0,0409	-0,0397	-0,0002	-0,0408	0,0249	-0,0440
16.10.2025	-0,0219	-0,0177	-0,0288	-0,0659	-0,0339	-0,0433	-0,0429
17.10.2025	-0,0106	-0,0019	-0,0043	0,0751	0,0086	-0,0375	-0,0411
20.10.2025	0,0299	0,0255	0,0402	0,0543	0,0621	0,0686	0,0365

Джерело: авторська розробка

Таблиця 9

Binance Coin (з 2017 р.) та Solana (з 2020 р.):

Дата	Binance Coin	Дата	Solana
21.10.2017	-0,0496	21.10.2020	0,0037
22.10.2017	0,0576	22.10.2020	0,0343
23.10.2017	0,0000	23.10.2020	0,0005
26.10.2017	-0,0243	26.10.2020	-0,1535
27.10.2017	-0,0249	27.10.2020	0,0171
28.10.2017	0,1187	28.10.2020	-0,1197
29.10.2017	0,0074	29.10.2020	-0,0576
30.10.2017	-0,0690	30.10.2020	0,0042
02.11.2017	0,0313	02.11.2020	0,0247
03.11.2017	0,1161	03.11.2020	-0,0429
...			
07.10.2025	0,0659	07.10.2025	-0,0483
08.10.2025	-0,0036	08.10.2025	0,0234
09.10.2025	-0,0401	09.10.2025	-0,0365
10.10.2025	-0,1164	10.10.2025	-0,1210
13.10.2025	0,1428	13.10.2025	0,0638
14.10.2025	-0,0567	14.10.2025	-0,0332
17.10.2025	-0,0541	17.10.2025	-0,0430
16.10.2025	0,0084	16.10.2025	-0,0379
17.10.2025	-0,0663	17.10.2025	-0,0013
20.10.2025	0,0063	20.10.2025	0,0191

Джерело: авторська розробка

Окрім математичних переваг логарифмічної дохідності, її застосування також обґрунтовано економічно: у реальних ринкових умовах доходи є

мультиплікативними (залежними від попереднього рівня капіталу). Використання простої (арифметичної) дохідності призводить до завищення прибутковості в умовах високої волатильності, тоді як логарифмічна форма дозволяє уникнути цього викривлення.

Таким чином, обчислення $\ln(P_t / P_{t-1})$ робить усі ряди порівнюваними незалежно від масштабу цін, що є ключовою вимогою для коректного проведення кластерного аналізу.

Підсумовуючи, підрозділ 2.2 формує повну інформаційну основу дослідження. Побудована база забезпечує:

- достатню тривалість часових рядів для статистичної надійності;
- збалансованість між класами активів;
- узгодженість за частотою спостережень;
- коректність для подальших етапів моделювання ризику й кластеризації.

Отже, у подальшому підрозділі (2.3) ця інформаційна база буде використана для розрахунку системи показників привабливості активів, які надалі стануть вхідними даними для кластерного аналізу з метою виявлення груп активів із подібними характеристиками ризику й дохідності.

2.3. ФОРМУВАННЯ СИСТЕМИ ПОКАЗНИКІВ ІНВЕСТИЦІЙНОЇ ПРИВАБЛИВОСТІ ФІНАНСОВИХ АКТИВІВ

Оцінювання інвестиційної привабливості активів здійснюється на основі кількісної системи показників, що характеризують дохідність, ризик, стабільність, ринкову чутливість і поведінкові властивості інструментів. Метою побудови такої системи є забезпечення порівнюваності активів різної природи (акції, фонди, криптовалюти) в межах єдиного аналітичного простору.

Обрана система включає базові індикатори ризику й дохідності, а також допоміжні показники - ринкову чутливість (β), ефективність компенсації ризику (Sharpe), стійкість до кризових фаз (MDD) та ступінь взаємозв'язку (ρ).

Сукупність цих параметрів формує багатовимірний профіль кожного активу, що надалі використовується у кластерному аналізі.

Базовими індикаторами інвестиційної привабливості активів є середня річна логарифмічна дохідність та річне стандартне відхилення (σ), що визначаються за формулами:

$$R_{cp} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right), \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (r_t - R_{cp})^2}$$

Дохідність відображає потенціал зростання вартості активу, а σ - рівень невизначеності, тобто ціновий ризик. Для коректності порівняння між активами з різними часовими рядами всі показники приведено до річних значень. Вони наведені у табл. 10.

Таблиця 10

Показники дохідності та ризику

Актив	Річний дохід_ср	Річна_σ
Apple	0,2331	0,2918
Amazon	0,2049	0,3269
Google	0,2029	0,2869
CocaCola	0,0715	0,1812
Microsoft	0,2519	0,2691
Tesla	0,3458	0,5909
JPMorgan	0,1777	0,2758

Продовження таблиці 10

SPY	0,1362	0,1810
QQQ	0,1810	0,2238
TLT	-0,0047	0,1504
GLD	0,1277	0,1456
BND	0,0068	0,0553
XLE	0,0539	0,3013
VNQ	0,0404	0,2109
Bitcoin	0,6031	0,6637
Ethereum	0,9131	1,0000
Litecoin	0,3441	0,9506
Dash	0,2991	1,0336
Ripple	0,6268	1,1560
Monero	0,6756	1,0484
Dogecoin	0,7437	1,2979
Binance Coin	0,8510	0,9615
Solana	0,9251	1,1537

Джерело: авторська розробка

Для визначення ступеня залежності кожного активу від ринкових коливань використано β -коефіцієнт (CAPM), який розраховується як:

$$\beta_i = \frac{Cov(R_i, R_m)}{Var(R_m)}$$

де R_i - дохідність активу i , R_m - дохідність ринкового індексу (у дослідженні використано S&P 500). Коефіцієнт β інтерпретується як міра ринкової чутливості:

- $\beta > 1$ - актив реагує сильніше, ніж ринок (Tesla, Solana, Ethereum);
- $\beta \approx 1$ - актив рухається синхронно з ринком (Apple, Microsoft, QQQ);

- $\beta < 1$ - актив має низьку чутливість (Coca-Cola, TLT, GLD, BND).

У контексті гібридного портфеля коефіцієнт β виконує не лише роль традиційного показника ринкової чутливості, а й дозволяє оцінити тип поведінки активів відносно базового індексу S&P 500.

Для більшості криптовалют спостерігаються помірно високі або навіть перевищені значення β (Ethereum 1,20; Solana 2,09; Litecoin 1,13), що свідчить не про відокремлення, а радше про високу ринкову реактивність у періоди підвищеної волатильності. Це підтверджує їх ризиковий, спекулятивний характер, попри нетрадиційну природу активів. Для акцій великих корпорацій (Apple 1,19; Microsoft 1,17; Amazon 1,15) β також перевищує одиницю, що вказує на значну чутливість до рухів ринку, тоді як облігації, золото та захисні інструменти (TLT, BND, GLD) демонструють β близьке до нуля або від'ємне, виконуючи стабілізуючу функцію.

Таким чином, коефіцієнт β дозволяє попередньо класифікувати активи на агресивні ($\beta > 1$), ринкові ($\beta \approx 1$) та захисні або низьковолатильні ($\beta < 0,5$), що формує базу для подальшої кластеризації. Табл. 11 відображає коефіцієнт β для кожного актива.

Таблиця 11

Ринкова чутливість активів

Актив	β
Apple	1,1951
Amazon	1,1493
Google	1,1257

Продовження таблиці 11

CocaCola	0,5356
Microsoft	1,1704
Tesla	1,5645
JPMorgan	1,0804
SPY	0,9828
QQQ	1,1350
TLT	-0,1402
GLD	0,0438
BND	0,0390
XLE	1,0193
VNQ	0,8493
Bitcoin	0,8622
Ethereum	1,2005
Litecoin	1,1302
Dash	1,1107
Ripple	1,0465
Monero	0,8774
Dogecoin	-0,0976
Binance Coin	1,0631
Solana	2,0925

Джерело: авторська розробка

Для інтегральної оцінки ефективності використано коефіцієнт Шарпа, що характеризує величину премії за ризик:

$$S_i = \frac{R_i - R_f}{\sigma_i}$$

де R_f - безризикова ставка, для якої прийнято середнє значення дохідності 10-річних облігацій США за період спостереження.

Коефіцієнт Шарпа відображає якість дохідності - тобто, скільки одиниць прибутку інвестор отримує на кожен одиницю прийнятого ризику. Для більшості активів спостерігаються позитивні значення Sharpe-коефіцієнта (0,3–0,9), що свідчить про достатню компенсацію ризику рівнем дохідності. Найвищі показники мають Ethereum (0,89), Bitcoin (0,88), Binance Coin (0,86), Microsoft (0,86), GLD (0,74) - це свідчить про їх ефективне співвідношення “прибуток/ризик” у досліджуваному періоді. Негативні значення TLT (-0,16) і BND (-0,24) відображають низьку або від’ємну премію за ризик, що характерно для облігацій у фазах зростання процентних ставок.

Таким чином, переважання позитивних значень коефіцієнта Шарпа підтверджує, що більшість активів у вибірці формують потенційно ефективне поле для подальшої оптимізації портфеля, тоді як окремі інструменти з негативними значеннями можуть виконувати роль стабілізаторів.

При аналізі показників Sharpe важливо зберігати однакову часову шкалу: чисельник і знаменник повинні бути обидва річними або обидва денними. У даному дослідженні використано саме річний Sharpe. Такий підхід дозволяє безпосередньо порівнювати ефективність активів різних класів - від стабільних облігацій до високоризикових криптоінструментів. Цей показник ефективності наведено у табл. 12.

Таблиця 12

Показник ефективності

Актив	Sharpe
Apple	0,7302
Amazon	0,5655
Google	0,6377

Актив	Sharpe
CocaCola	0,2841
Microsoft	0,8620
Tesla	0,5515
JPMorgan	0,5718
SPY	0,6417
QQQ	0,7191
TLT	-0,1642
GLD	0,7399
BND	-0,2391
XLE	0,1126
VNQ	0,0969
Bitcoin	0,8784
Ethereum	0,8932
Litecoin	0,3409
Dash	0,2700
Ripple	0,5249
Monero	0,6253
Dogecoin	0,5576
Binance Coin	0,8643
Solana	0,7845

Джерело: авторська розробка

Для вимірювання стійкості активу до кризових фаз ринку використано показник максимальної просадки:

$$MDD = \frac{P_{max} - P_{min}}{P_{max}}$$

Цей показник відображає найбільше падіння ціни від локального максимуму до мінімуму протягом періоду та особливо інформативний для криптовалютних активів, які демонструють глибокі корекції (для Bitcoin – понад 80 %, Ethereum – понад 90 %). Для традиційних інструментів (SPY, VNQ, GLD) MDD значно менше, що свідчить про структурну стійкість у періоди ринкових шоків.

Максимальна просадка (MDD) є особливо важливим індикатором у контексті дослідження фінансових ринків 2015–2025 рр., коли спостерігалися різкі перехідні фази: пандемічна криза, енергетичний шок, геополітична турбулентність. Для більшості криптоактивів MDD перевищує 0,8–0,9, що свідчить про їхню вразливість до панічних розпродажів. У той же час для індексних ETF (SPY, QQQ) значення MDD коливалися в межах 0,3–0,4, тобто просадки були суттєво меншими. Такий контраст підтверджує необхідність включення MDD до системи показників привабливості активів. MDD наведено у табл. 13.

Таблиця 13

Показник максимальної просадки

Актив	MDD
Apple	-0,3852
Amazon	-0,5615
Google	-0,4432
CocaCola	-0,3699
Microsoft	-0,3715
Tesla	-0,7363
JPMorgan	-0,4363
SPY	-0,3372
QQQ	-0,3512

Актив	MDD
TLT	-0,4835
GLD	-0,2200
BND	-0,2117
XLE	-0,6714
VNQ	-0,4240
Bitcoin	-0,8283
Ethereum	-0,9346
Litecoin	-0,9353
Dash	-0,9866
Ripple	-0,9493
Monero	-0,9305
Dogecoin	-0,9174
Binance Coin	-0,7964
Solana	-0,9633

Джерело: авторська розробка

Для оцінювання ступеня взаємозалежності активів із загальним ринковим рухом було розраховано коефіцієнти кореляції Пірсона між щоденними прибутковістю окремих інструментів і індексом S&P 500, який у дослідженні використовується як ринковий бенчмарк. Отримані значення демонструють суттєву диференціацію рівня ринкової чутливості між класами активів.

Найвищу кореляцію з ринком мають широкі індексні фонди SPY (0,98) та QQQ (0,91), а також акції великих корпорацій, зокрема Microsoft (0,78), Apple (0,74), Google (0,71) і JPMorgan (0,71). Це свідчить про те, що ці активи практично повторюють динаміку ринку та формують його ядро. У середині цього сегмента можливості для диверсифікації обмежені, оскільки прибутковість активів визначається спільними ринковими факторами.

Дещо нижчу, проте все ще помітну кореляцію мають галузеві й реальні сектори економіки: XLE (0,61), VNQ (0,73) і Coca-Cola (0,53). Вони частково реагують на макроекономічні коливання, проте зберігають певну автономію від загального ринкового руху, що дає змогу використовувати їх як балансуючі складові у традиційних портфелях.

Захисні активи - золото (GLD), облігаційні фонди (BND) та довгі державні папери (TLT) - мають близьку до нуля або від'ємну кореляцію з ринком (0,05; 0,13; -0,17 відповідно). Їхня поведінка, як правило, протилежна до динаміки акцій, тому вони здатні знижувати загальну волатильність портфеля та обмежувати просадки під час ринкових спадів.

Криптовалютні активи характеризуються значно нижчим рівнем зв'язку з ринком: для Bitcoin кореляція становить лише 0,23, для Ethereum - 0,22, для більшості інших криптоінструментів - близько 0,20. Це підтверджує їхню відносну незалежність від традиційних фінансових ринків. Поєднання таких активів із фондovими інструментами створює потенціал диверсифікаційного ефекту, особливо у фазах підвищеної ринкової волатильності. Кореляція з ринком показана у табл. 14.

Таблиця 14

Кореляція прибутковості активів із ринковою

Актив	ρ
Apple	0,7386
Amazon	0,6341
Google	0,7077
CocaCola	0,5330
Microsoft	0,7844
Tesla	0,4775
JPMorgan	0,7066
SPY	0,9792

Актив	ρ
QQQ	0,9145
TLT	-0,1682
GLD	0,0542
BND	0,1272
XLE	0,6101
VNQ	0,7264
Bitcoin	0,2343
Ethereum	0,2165
Litecoin	0,2144
Dash	0,1938
Ripple	0,1633
Monero	0,1509
Dogecoin	-0,0136
Binance Coin	0,2142
Solana	0,3070

Джерело: авторська розробка

Оцінювання взаємозалежностей між активами здійснювалося на основі коефіцієнта кореляції Пірсона (ρ). Високі значення ρ ($> 0,7$) свідчать про синхронну поведінку активів (наприклад, Apple-QQQ, Microsoft-SPY), тоді як низькі або від'ємні значення вказують на диверсифікаційний ефект (Bitcoin-BND, GLD-Ethereum). Кореляційна матриця буде використана як допоміжний інструмент при інтерпретації результатів кластеризації.

Аналіз кореляційних зв'язків показав, що криптовалютні активи мають помітно нижчу кореляцію з фондовими ринками ($\rho \approx 0,1-0,3$), що створює потенціал диверсифікаційного ефекту. З іншого боку, акції великих корпорацій та індексні ETF мають високу внутрішню кореляцію ($\rho > 0,8$), тому

диверсифікація всередині цього сегмента є обмеженою. Отже, саме поєднання кластерів із низькою взаємною кореляцією є передумовою формування гібридного портфеля з оптимальним співвідношенням ризику й доходності. Зв'язки між активами наведено у табл. 15-17.

Таблиця 15

Кореляційні зв'язки між активами 1

	Apple	Amazon	Google	Coca Cola	Microsoft	Tesla	JPMorgan	SPY	QQQ
Apple	1,00	0,58	0,61	0,34	0,68	0,44	0,43	0,76	0,81
Amazon	0,58	1,00	0,65	0,18	0,67	0,41	0,32	0,65	0,77
Google	0,61	0,65	1,00	0,30	0,72	0,39	0,41	0,72	0,79
CocaCola	0,34	0,18	0,30	1,00	0,36	0,14	0,43	0,54	0,38
Microsoft	0,68	0,67	0,72	0,36	1,00	0,42	0,45	0,80	0,86
Tesla	0,44	0,41	0,39	0,14	0,42	1,00	0,29	0,49	0,57
JPMorgan	0,43	0,32	0,41	0,43	0,45	0,29	1,00	0,72	0,54
SPY	0,76	0,65	0,72	0,54	0,80	0,49	0,72	1,00	0,93
QQQ	0,81	0,77	0,79	0,38	0,86	0,57	0,54	0,93	1,00
TLT	-0,10	-0,05	-0,10	-0,08	-0,11	-0,04	-0,32	-0,17	-0,12
GLD	0,04	0,03	0,05	0,08	0,03	0,03	-0,10	0,05	0,06
BND	0,10	0,10	0,09	0,15	0,11	0,07	-0,05	0,12	0,12
XLE	0,36	0,24	0,34	0,37	0,34	0,24	0,63	0,62	0,44
VNQ	0,48	0,35	0,43	0,59	0,49	0,33	0,54	0,73	0,59
Bitcoin	0,17	0,18	0,18	0,07	0,19	0,18	0,16	0,23	0,24
Ethereum	0,17	0,18	0,18	0,07	0,17	0,15	0,14	0,21	0,22
Litecoin	0,17	0,16	0,16	0,06	0,17	0,15	0,15	0,21	0,22
Dash	0,15	0,13	0,14	0,06	0,14	0,12	0,17	0,20	0,20
Ripple	0,13	0,12	0,13	0,06	0,14	0,13	0,12	0,17	0,17
Monero	0,11	0,12	0,11	0,08	0,11	0,10	0,11	0,16	0,15

Продовження таблиці 15

Dogecoin	-0,02	0,02	0,00	-0,04	-0,03	0,01	-0,01	-0,02	-0,01
Binance Coin	0,17	0,16	0,15	0,10	0,17	0,14	0,14	0,21	0,21
Solana	0,23	0,25	0,24	0,09	0,24	0,26	0,20	0,31	0,31

Джерело: авторська розробка

Таблиця 16

Кореляційні зв'язки між активами 2

	TLT	GLD	BND	XLE	VNQ	Bitcoin	Ethereum
Apple	-0,10	0,04	0,10	0,36	0,48	0,17	0,17
Amazon	-0,05	0,03	0,10	0,24	0,35	0,18	0,18
Google	-0,10	0,05	0,09	0,34	0,43	0,18	0,18
CocaCola	-0,08	0,08	0,15	0,37	0,59	0,07	0,07
Microsoft	-0,11	0,03	0,11	0,34	0,49	0,19	0,17
Tesla	-0,04	0,03	0,07	0,24	0,33	0,18	0,15
JPMorgan	-0,32	-0,10	-0,05	0,63	0,54	0,16	0,14
SPY	-0,17	0,05	0,12	0,62	0,73	0,23	0,21
QQQ	-0,12	0,06	0,12	0,44	0,59	0,24	0,22
TLT	1,00	0,29	0,80	-0,24	0,03	-0,02	-0,01
GLD	0,29	1,00	0,34	0,06	0,13	0,09	0,08
BND	0,80	0,34	1,00	-0,01	0,28	0,07	0,07
XLE	-0,24	0,06	-0,01	1,00	0,50	0,15	0,13
VNQ	0,03	0,13	0,28	0,50	1,00	0,17	0,14
Bitcoin	-0,02	0,09	0,07	0,15	0,17	1,00	0,62
Ethereum	-0,01	0,08	0,07	0,13	0,14	0,62	1,00

Продовження таблиці 16

Litecoin	-0,01	0,07	0,08	0,14	0,15	0,67	0,59
Dash	-0,04	0,04	0,04	0,14	0,13	0,55	0,53
Ripple	-0,01	0,05	0,05	0,11	0,12	0,42	0,40
Monero	-0,01	0,06	0,04	0,10	0,13	0,52	0,47
Dogecoin	-0,01	0,02	-0,03	-0,01	-0,03	0,23	0,20
Binance Coin	-0,02	0,09	0,06	0,15	0,18	0,62	0,62
Solana	0,00	0,06	0,06	0,14	0,23	0,56	0,63

Джерело: авторська розробка

Таблиця 17

Кореляційні зв'язки між активами 2

	Litecoin	Dash	Ripple	Monero	Dogecoin	Binance Coin	Solana
Apple	0,17	0,15	0,13	0,11	-0,02	0,17	0,23
Amazon	0,16	0,13	0,12	0,12	0,02	0,16	0,25
Google	0,16	0,14	0,13	0,11	0,00	0,15	0,24
CocaCola	0,06	0,06	0,06	0,08	-0,04	0,10	0,09
Microsoft	0,17	0,14	0,14	0,11	-0,03	0,17	0,24
Tesla	0,15	0,12	0,13	0,10	0,01	0,14	0,26
JPMorgan	0,15	0,17	0,12	0,11	-0,01	0,14	0,20
SPY	0,21	0,20	0,17	0,16	-0,02	0,21	0,31
QQQ	0,22	0,20	0,17	0,15	-0,01	0,21	0,31
TLT	-0,01	-0,04	-0,01	-0,01	-0,01	-0,02	0,00
GLD	0,07	0,04	0,05	0,06	0,02	0,09	0,06
BND	0,08	0,04	0,05	0,04	-0,03	0,06	0,06

Продовження таблиці 17

XLE	0,14	0,14	0,11	0,10	-0,01	0,15	0,14
VNQ	0,15	0,13	0,12	0,13	-0,03	0,18	0,23
Bitcoin	0,67	0,55	0,42	0,52	0,23	0,62	0,56
Ethereum	0,59	0,53	0,40	0,47	0,20	0,62	0,63
Litecoin	1,00	0,59	0,49	0,47	0,22	0,58	0,53
Dash	0,59	1,00	0,43	0,49	0,18	0,57	0,47
Ripple	0,49	0,43	1,00	0,37	0,21	0,47	0,49
Monero	0,47	0,49	0,37	1,00	0,17	0,56	0,40
Dogecoin	0,22	0,18	0,21	0,17	1,00	0,22	0,16
Binance Coin	0,58	0,57	0,47	0,56	0,22	1,00	0,53
Solana	0,53	0,47	0,49	0,40	0,16	0,53	1,00

Джерело: авторська розробка

Табл. 18 відображає усі показники для обраних активів.

Таблиця 18

Система показників інвестиційної привабливості активів

Актив	Річний дохід_ср	Річна_σ	ρ	β	Sharpe	MDD
Apple	0,2331	0,2918	0,7386	1,1951	0,7302	- 0,3852
Amazon	0,2049	0,3269	0,6341	1,1493	0,5655	- 0,5615

Продовження таблиці 18

Google	0,2029	0,2869	0,7077	1,1257	0,6377	- 0,4432
CocaCola	0,0715	0,1812	0,5330	0,5356	0,2841	- 0,3699
Microsoft	0,2519	0,2691	0,7844	1,1704	0,8620	- 0,3715
Tesla	0,3458	0,5909	0,4775	1,5645	0,5515	- 0,7363
JPMorgan	0,1777	0,2758	0,7066	1,0804	0,5718	- 0,4363
SPY	0,1362	0,1810	0,9792	0,9828	0,6417	- 0,3372
QQQ	0,1810	0,2238	0,9145	1,1350	0,7191	- 0,3512
TLT	-0,0047	0,1504	- 0,1682	- 0,1402	- 0,1642	- 0,4835
GLD	0,1277	0,1456	0,0542	0,0438	0,7399	- 0,2200
BND	0,0068	0,0553	0,1272	0,0390	- 0,2391	- 0,2117
XLE	0,0539	0,3013	0,6101	1,0193	0,1126	- 0,6714
VNQ	0,0404	0,2109	0,7264	0,8493	0,0969	- 0,4240
Bitcoin	0,6031	0,6637	0,2343	0,8622	0,8784	- 0,8283

Продовження таблиці 18

Ethereum	0,9131	1,0000	0,2165	1,2005	0,8932	0,9346
Litecoin	0,3441	0,9506	0,2144	1,1302	0,3409	0,9353
Dash	0,2991	1,0336	0,1938	1,1107	0,2700	0,9866
Ripple	0,6268	1,1560	0,1633	1,0465	0,5249	0,9493
Monero	0,6756	1,0484	0,1509	0,8774	0,6253	0,9305
Dogecoin	0,7437	1,2979	0,0136	0,0976	0,5576	0,9174
Binance Coin	0,8510	0,9615	0,2142	1,0631	0,8643	0,7964
Solana	0,9251	1,1537	0,3070	2,0925	0,7845	0,9633
Середнє	0,3483	0,5546	0,4133	0,9146	0,5152	0,6193
σ	0,3035	0,4147	0,3208	0,5294	0,3227	0,2712

Джерело: авторська розробка

Оскільки наведені показники мають різну розмірність та діапазони значень, для забезпечення їхньої порівнюваності застосовано Z-стандартизацію:

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{s_j}$$

де X_{ij} - значення j-го показника для i-го активу, \bar{X}_j - середнє значення показника, s_j - стандартне відхилення. Такий підхід дозволяє розглядати всі змінні в однаковому масштабі - у відхиленнях від середнього, що є стандартною процедурою перед кластеризацією.

Для стандартизації обрано метод Z-score, оскільки він зберігає нормальний розподіл показників та не спотворює відносні відстані між об'єктами. Методи типу min-max scaling менш придатні в умовах наявності аномально великих значень (наприклад, у криптовалют). Таким чином, Z-стандартизація забезпечує більш коректне застосування Евклідової відстані в кластерному аналізі. Табл. 19 відображає усі стандартизовані показники для обраних активів.

Таблиця 19

Система показників інвестиційної привабливості активів

Актив	Z_Річний дохід_ср	Z_Річна_σ	Z_p	Z_β	Z_Sharpe	Z_MDD
Apple	-0,3795	-0,6338	1,0142	0,5299	0,6664	0,8633
Amazon	-0,4725	-0,5492	0,6882	0,4433	0,1560	0,2134
Google	-0,4788	-0,6457	0,9177	0,3988	0,3797	0,6494
CocaCola	-0,9119	-0,9005	0,3732	0,7158	-0,7161	0,9198
Microsoft	-0,3174	-0,6886	1,1570	0,4833	1,0746	0,9138
Tesla	-0,0081	0,0874	0,2002	1,2276	0,1125	-0,4313
JPMorgan	-0,5620	-0,6725	0,9143	0,3132	0,1756	0,6747
SPY	-0,6989	-0,9010	1,7643	0,1289	0,3921	1,0403
QQQ	-0,5512	-0,7977	1,5624	0,4164	0,6318	0,9886
TLT	-1,1629	-0,9749	1,8129	1,9925	-2,1052	0,5008
GLD	-0,7266	-0,9864	1,1194	1,6449	0,6965	1,4722
BND	-1,1251	-1,2041	0,8920	1,6539	-2,3373	1,5027

Продовження таблиці 19

XLE	-0,9697	-0,6108	0,6135	0,1979	-1,2473	-0,1919
VNQ	-1,0142	-0,8290	0,9760	0,1233	-1,2959	0,7203
Bitcoin	0,8393	0,2632	0,5581	0,0989	1,1256	-0,7703
Ethereum	1,8608	1,0740	0,6135	0,5400	1,1713	-1,1624
Litecoin	-0,0138	0,9551	0,6201	0,4072	-0,5399	-1,1650
Dash	-0,1620	1,1551	0,6843	0,3704	-0,7595	-1,3541
Ripple	0,9174	1,4503	0,7795	0,2491	0,0301	-1,2167
Monero	1,0782	1,1908	0,8179	0,0702	0,3413	-1,1471
Dogecoin	1,3027	1,7925	1,3308	1,9121	0,1315	-1,0990
Binance Coin	1,6560	0,9812	0,6207	0,2806	1,0817	-0,6529
Solana	1,9002	1,4447	0,3316	2,2250	0,8346	-1,2681
Середнє	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
σ	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000

Джерело: авторська розробка

У процесі формування системи показників усі змінні розглядалися без зважування, оскільки метою є не побудова інтегрального індексу привабливості, а виявлення структурної подібності між активами. Після Z-стандартизації кожен показник має нульове середнє та одиничну дисперсію, тож усі вони автоматично

мають однаковий вплив на відстані між об'єктами у кластерному аналізі. Таким чином, вагові коефіцієнти не вводилися - кожна характеристика (дохідність, ризик, β , Sharpe, MDD, кореляція ρ) враховувалася рівноправно. У разі подальшого розширення моделі до прогнозної або мультикритеріальної можна застосувати вагове зважування за допомогою аналізу головних компонент (PCA) або експертної оцінки (АНР).

Побудована система показників дозволяє багатогранно оцінити інвестиційну привабливість активів:

- *дохідність* - визначає потенціал зростання;
- *ризик і MDD* - відображають вразливість до волатильності;
- *β і Sharpe* - поєднують ринкову реакцію та ефективність;
- *ρ* - описує ступінь зв'язку з іншими інструментами.

Підсумовуючи, система показників привабливості активів забезпечує всебічну характеристику їх поведінкових і статистичних властивостей. Її стандартизована форма (матриця Z) дозволяє застосовувати кількісні методи групування, зокрема кластерний аналіз, який буде використано у підрозділі 2.4 для виділення груп активів із подібним профілем ризику, доходності та стійкості. Таким чином, розроблена система показників слугує інформаційною базою для побудови подальшої моделі гібридного інвестиційного портфеля.

2.4. КЛАСТЕРНИЙ АНАЛІЗ ФІНАНСОВИХ АКТИВІВ ЗА РІВНЕМ ІНВЕСТИЦІЙНОЇ ПРИВАБЛИВОСТІ

Кластерний аналіз є одним із найбільш універсальних статистичних методів для виявлення структурної подібності між об'єктами за багатьма ознаками. У контексті фінансових досліджень він дає змогу класифікувати активи за спільними характеристиками ризику, доходності та стабільності, не припускаючи лінійних залежностей між змінними. Це особливо важливо для побудови гібридного інвестиційного портфеля, де поєднуються активи різної природи - традиційні, фондові та криптовалюти.

Основна ідея кластерного аналізу полягає у розподілі сукупності об'єктів на групи (кластери) таким чином, щоб:

- відстань між об'єктами всередині кластера була мінімальною (висока схожість);
- а між різними кластерами - максимальною (суттєва відмінність).

У нашому випадку об'єктами кластеризації є 23 фінансові активи, а ознаками - шість стандартизованих показників інвестиційної привабливості: $Z(\text{дохідність})$, $Z(\sigma)$, $Z(\rho)$, $Z(\beta)$, $Z(\text{Sharpe})$, $Z(\text{MDD})$.

Кластеризація дає змогу побачити, як активи природно групуються відповідно до спільних статистичних властивостей. Таким чином, кожен кластер можна інтерпретувати як тип ринкової поведінки - від стабільного до спекулятивного.

На першому етапі було застосовано ієрархічну кластеризацію методом Уорда з використанням Евклідової відстані. Дендрограма показала чітке формування трьох стійких груп активів (рис. 1):

1. традиційні фондові інструменти (акції та ETF),
2. захисні активи (облігації та золото),
3. криптовалюти.

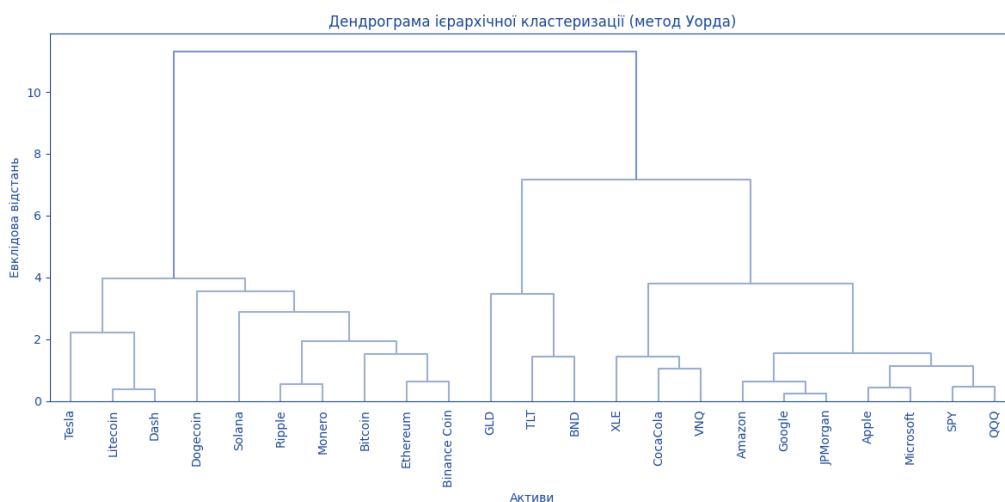


Рис.1. Дендрограма ієрархічної кластеризації (метод Уорда)

Джерело: авторська розробка

Для уточнення меж кластерів і отримання центрів груп проведено кластеризацію методом K-means із кількістю кластерів $K=3$. Отримані результати підтвердили поділ, виявлений ієрархічним методом. Отриманий склад кластерів відображено у табл. 20.

Таблиця 20

Характеристика отриманих кластерів

Кластер	Склад активів	Характеристика
0	Bitcoin, Ethereum, Binance Coin, Dogecoin, Monero, Ripple, Dash, Litecoin, Solana	Високоризикові криптоактиви з високою волатильністю, низькою кореляцією з ринком і підвищеною потенційною доходністю.
1	SPY, Apple, Amazon, Microsoft, Tesla, Google, CocaCola, VNQ, QQQ, JPMorgan, XLE	Традиційні акції та фондові індекси з помірною волатильністю, високою ринковою кореляцією та середнім рівнем доходності.
2	GLD, TLT, BND	Захисні активи - золото та облігаційні фонди з низькою доходністю, але мінімальним ризиком і стабільними просадками.

Джерело: авторська розробка

Для кожного кластера розраховано середні стандартизовані значення (Z) показників (табл. 21). Вони характеризують типову поведінку активів у межах кожної групи:

Таблиця 21

Центри кластерів

Показник	Кластер 0	Кластер 1	Кластер 2
Z_Річний дохід_sr	1.04	-0.58	-1.00
Z_Річна σ	1.15	-0.65	-1.06
Z_p	-0.71	0.93	-1.27
Z_ β	0.22	0.30	-1.76
Z_Sharpe	0.38	0.03	-1.25
Z_MDD	-1.09	0.58	1.16

Джерело: авторська розробка

Отримані центри кластерів відображають типову поведінку активів у межах трьох основних груп, що формують внутрішню структуру гібридного портфеля.

Кластер 0 характеризується високими середніми значеннями дохідності ($Z = +1.04$) і водночас підвищеною волатильністю ($Z_{\sigma} = +1.15$). Для нього також притаманне зменшення максимального просідання ($Z_{MDD} = -1.09$), що свідчить про активи з високим потенціалом прибутковості та прийнятним рівнем ризику. Такі активи можна віднести до агресивного або динамічного сегмента портфеля (технологічні акції, окремі криптовалюти).

Кластер 1 має середні або помірні значення ризику та дохідності ($Z_{\text{дохід}} = -0.58$; $Z_{\sigma} = -0.65$), проте помітно вищу ринкову чутливість ($Z_{\beta} = 0.30$) і позитивне значення показника стабільності ($Z_p = 0.93$). Це група ринкових, збалансованих активів, які відображають динаміку індексу S&P 500 та формують основу портфеля.

Кластер 2 демонструє від'ємні значення майже всіх показників, зокрема низьку дохідність (-1.00) та знижену волатильність (-1.06), але підвищене максимальне просідання ($Z_{MDD} = +1.16$). Це свідчить про пасивні або захисні активи, чия стабільність забезпечується ціною низького прибутку. До цього кластеру, ймовірно, належать облігації, золото та інші консервативні інструменти, які знижують загальний ризик портфеля.

Для оцінки ступеня подібності між кластерами обчислено евклідові відстані між їх центрами (табл. 22).

Таблиця 22

Відстані між кластерами

	Кластер 0	Кластер 1	Кластер 2
Кластер 0	0.000	3.381	4.584
Кластер 1	3.381	0.000	3.379
Кластер 2	4.584	3.379	0.000

Джерело: авторська розробка

Найбільша відстань спостерігається між кластером 0 (криптовалюти) та кластером 2 (захисні активи) - 4.58, що свідчить про максимальну несхожість між ними.

Кластер 1 (ринкові активи) розташовується між ними, маючи приблизно однакову відстань як до криптовалют (3.38), так і до захисних активів (3.38).

Це підтверджує, що ринкові інструменти мають проміжний профіль ризику і доходності, поєднуючи риси обох крайніх груп. Рис. 2. показує дендрограму центрів кластерів.

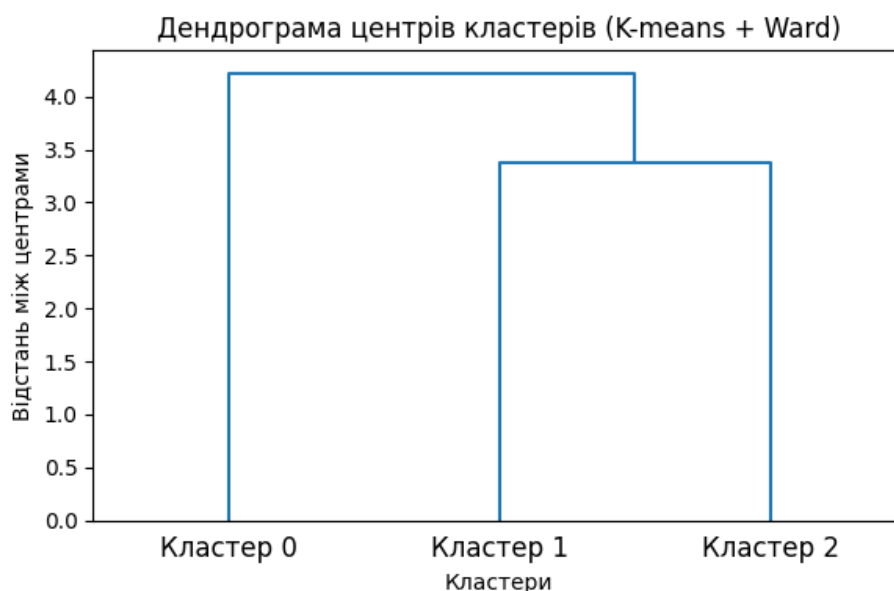


Рис. 2. Дендрограма центрів кластерів

Джерело: авторська розробка

Комбіноване застосування методів Уорда і K-means дало змогу не лише емпірично підтвердити наявність трьох стійких груп активів, а й кількісно описати їх середні характеристики. Таке групування створює підґрунтя для подальшого моделювання гібридного інвестиційного портфеля, у якому кожен кластер виконує власну функцію - стабілізаційну, ринкову або прибуткову.

Додатково для перевірки структурної узгодженості результатів кластеризації проведено аналіз на основі парних кореляцій між щоденними доходностями активів. Такий підхід дозволяє виявити не лише схожість за

статистичними характеристиками, а й реальну синхронність руху цін у часовому вимірі. Отриману матрицю відстаней кластеризовано двома способами - методом середнього зв'язку (average linkage) та методом Уорда на MDS-вбудуванні (рис. 3 – 4), що забезпечує коректне врахування Евклідових відстаней. Результати кластеризації з урахуванням зміни метрики подібності узгоджуються з висновками попередніх етапів. На дендрограмах чітко простежується групування активів за поведінковими типами:

- фондові індекси та великі корпорації (SPY, QQQ, Microsoft, Apple, Google, JPMorgan, XLE, Coca-Cola, VNO) формують спільний кластер високої внутрішньої кореляції;
- криптовалюти утворюють самостійну групу, майже відокремлену від традиційного ринку;
- золото (GLD) та облігації (BND, TLT) залишаються на периферії структури, демонструючи мінімальний зв'язок із іншими класами активів.

Рис. 3 – 4 показують розподіл активів по кластерам з урахуванням зміни метрики подібності.

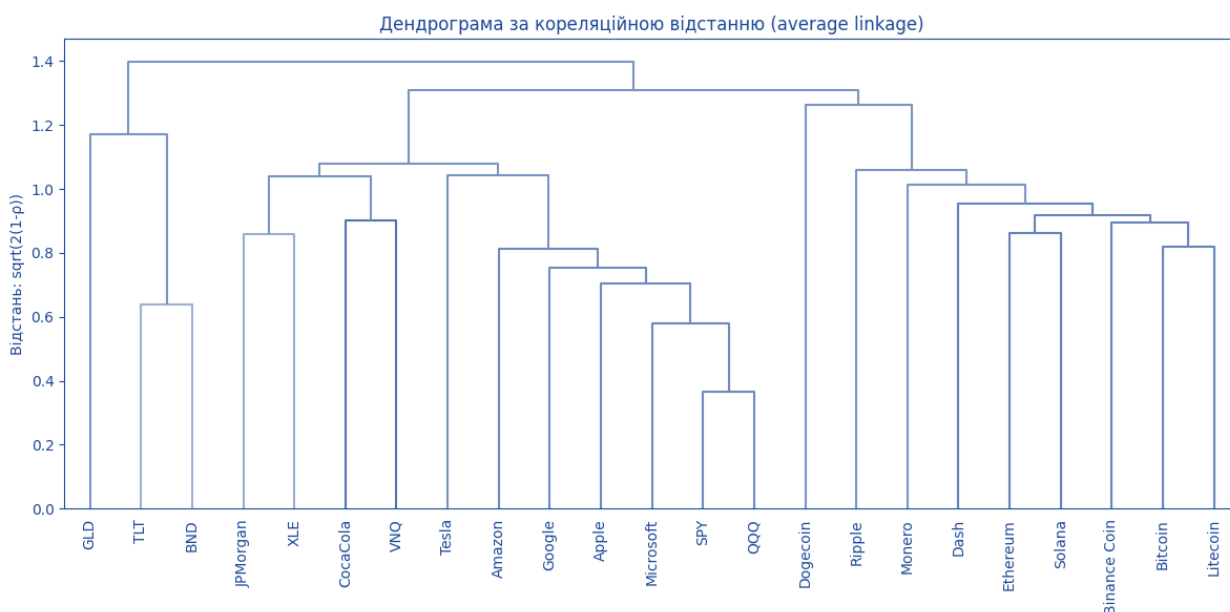


Рис. 3. Дендрограма з урахуванням зміни метрики подібності (average linkage)

Джерело: авторська розробка

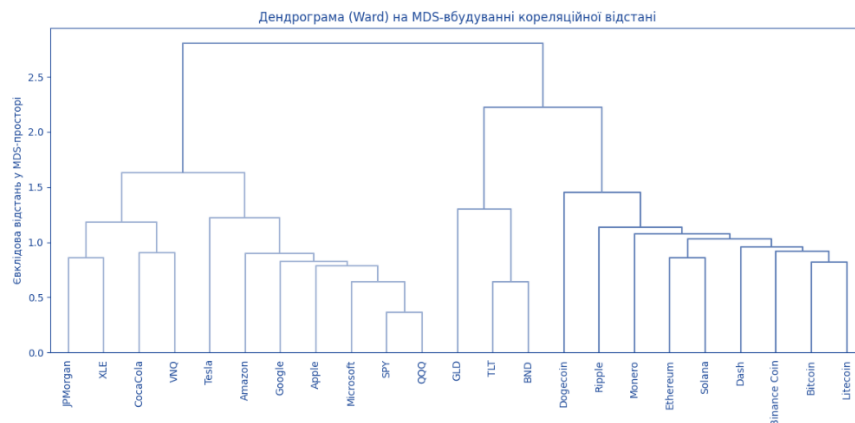


Рис. 4. Дендрограма з урахуванням зміни метрики подібності (метод Уорда)
Джерело: авторська розробка по даним що були зібрані в джерелах.

Впорядкована кореляційна матриця (рис. 5) наочно демонструє наявність трьох великих зон підвищеної внутрішньої кореляції, що відповідають основним кластерам. Таким чином, результати кореляційного аналізу підтверджують попередні висновки і підсилюють аргументацію щодо поділу активів на групи, які можуть бути використані як базові елементи диверсифікації у моделі гібридного інвестиційного портфеля. Далі приведена кореляційна матриця між активами на рис. 5.

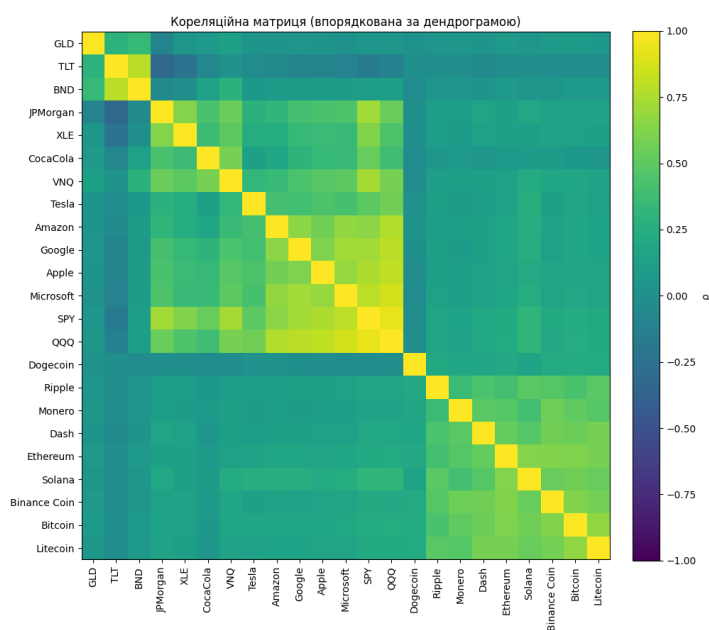


Рис. 5. Кореляційна матриця

Джерело: авторська розробка

Проведений кластерний аналіз дав змогу системно структурувати вибірку активів за ступенем подібності їхніх статистичних характеристик і динаміки доходностей. Отримані результати свідчать, що сукупність фінансових інструментів природно поділяється на три стійкі групи: криптовалютні активи з високим ризиком і потенційною доходністю, традиційні ринкові інструменти з помірними параметрами, та захисні активи, які виконують стабілізаційну функцію.

Додатковий аналіз на основі кореляційної матриці підтвердив внутрішню узгодженість цього поділу: активи з подібною ринковою поведінкою формують компактні кластери, тоді як між групами зберігається низька взаємна кореляція. Таким чином, результати кластеризації не лише узгоджуються з економічною логікою, але й створюють концептуальну основу для подальшої побудови оптимізаційної моделі портфеля, де кожен кластер розглядатиметься як окремий елемент диверсифікації ризику.

Результати кластерного аналізу дали змогу виокремити три групи активів із відмінними статистичними та економічними характеристиками. Інтерпретація цих кластерів проводиться з позиції поєднання кількісних показників (дохідність, ризик, Sharpe, β , MDD, ρ) та економічної сутності активів (тип інструменту, галузь, ринкова поведінка). Таким чином, здійснюється перехресна перевірка статистичних результатів із реальними фінансовими властивостями активів. Нижче наведені характеристики кожного з кластерів:

Кластер 0 - високоприбуткові та високоризикові активи (криптовалюти)

Склад: Bitcoin, Ethereum, Binance Coin, Dogecoin, Monero, Ripple, Dash, Litecoin, Solana.

Статистичний профіль:

- найвища середня доходність ($Z \approx 1.04$),
- найвища волатильність ($Z \approx 1.15$),
- найнижча кореляція з ринком ($Z_{\rho} \approx -0.71$),
- глибокі просадки MDD ($Z \approx -1.09$).

Це клас високоризикових, децентралізованих активів, які мають високу потенційну прибутковість, але характеризуються нестабільністю та чутливістю до спекулятивних хвиль. Їхня слабка кореляція з традиційним ринком підтверджує функцію диверсифікатора - вони можуть знижувати систематичний ризик портфеля, проте значно підвищують загальну волатильність. У кризові періоди саме ці активи демонструють ефект «чорного лебедя» - різкі падіння або стрімкі відновлення без зв'язку з фондовими індексами.

Кластер 1 - ринкові та технологічні активи (основна група портфеля)

Склад: SPY, Apple, Amazon, Microsoft, Tesla, Google, CocaCola, VNO, QQQ, JPMorgan, XLE.

Статистичний профіль:

- середня дохідність ($Z \approx -0.58$),
- помірна волатильність ($Z \approx -0.65$),
- висока кореляція з ринком ($Z_p \approx 0.93$),
- середній Sharpe ($Z \approx 0.03$).

Це ядро ринкового портфеля, що включає акції великих корпорацій і біржові фонди, які відображають загальний стан економіки. Вони мають збалансоване співвідношення “дохідність–ризик”, високу ліквідність і глибокий ринок. Їхня поведінка узгоджується з логікою фінансових циклів: у періоди зростання вони формують стабільний приріст, у кризові — знижуються синхронно з індексами. У контексті гібридного портфеля цей кластер забезпечує стабільність і прогнозованість доходів, а також зв'язок із динамікою ринку.

Кластер 2 - захисні та низькоризикові активи

Склад: GLD, TLT, BND.

Статистичний профіль:

- найнижча дохідність ($Z \approx -1.00$),
- мінімальний ризик ($Z \approx -1.05$),
- негативна β (≈ -1.76),
- низька кореляція з ринком ($Z_p \approx -1.27$),

- найменші коливання Sharpe і MDD.

Цей кластер об'єднує захисні інструменти - золото та облігаційні фонди, які демонструють протициклічну поведінку. Вони зростають або зберігають стабільність у періоди турбулентності ринку, компенсуючи падіння ризикових активів. Низькі значення β та ρ свідчать про слабку кореляцію з основними індексами, що робить ці активи природним механізмом хеджування ризику.

Таблиця 23 надає порівняльну характеристику кластерів.

Таблиця 23

Загальна характеристика кластерів

Показник	Кластер 0 (криптовалюти)	Кластер 1 (ринкові)	Кластер 2 (захисні)
Дохідність	Висока	Помірна	Низька
Волатильність	Дуже висока	Середня	Низька
Кореляція з ринком	Низька	Висока	Від'ємна
β	0.2 (слабка чутливість)	≈ 0.5 (ринкова)	-1.8 (проти ринку)
Sharpe	Середній	Низький	Найнижча
MDD	Висока (глибокі просадки)	Середня	Мінімальна
Тип поведінки	Спекулятивна	Ринкова	Протифазна
Роль у портфелі	Прибутковий ризиковий компонент	Базовий компонент	Захисний стабілізатор

Джерело: авторська розробка

Для підтвердження кількісних результатів табл. 23 здійснено візуальний аналіз кластерної структури активів. На рис. 6 – 8 наведено просторові проєкції у координатах ключових фінансових показників, що дозволяють оцінити взаємозв'язки між ризиком, дохідністю, ефективністю та стійкістю активів у

межах виділених кластерів. Візуалізації наочно підтверджують логічну відокремленість трьох типів активів - високоприбуткових ризикових (криптоактиви), ринкових (акції та ETF) і захисних (золото, облігації). Таке поєднання табличного й графічного аналізу підсилює достовірність результатів і відображає структурну різноманітність сучасного фінансового ринку.

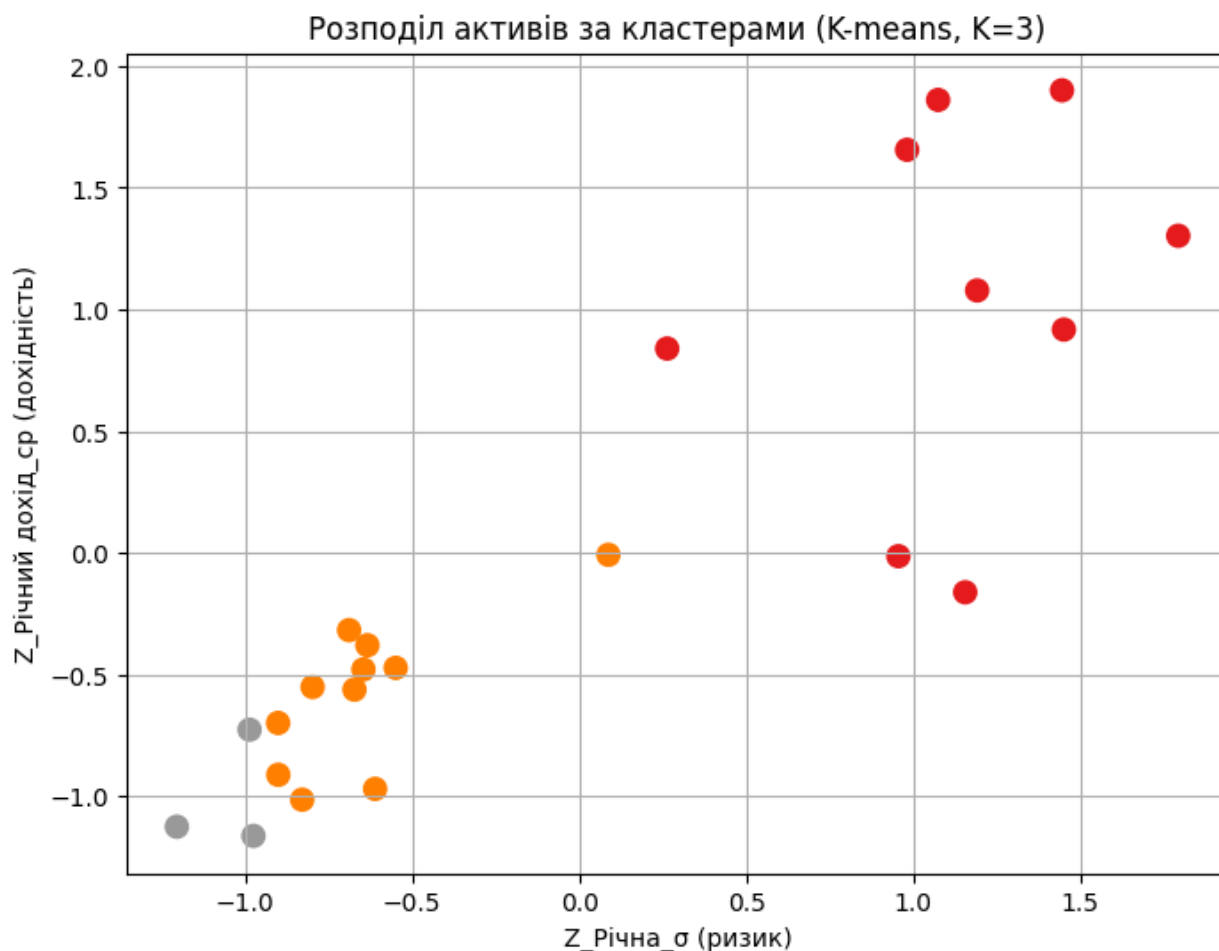


Рис. 6. Розподіл активів за середнім доходом\ризиком

Джерело: авторська розробка

Графік демонструє взаємозв'язок між стандартизованими показниками ризику (Z_σ) і річної доходності (Z_R). У правій частині площини розташовані криптоактиви (кластер 0), які поєднують високий ризик і високу потенційну доходність. Ліворуч унизу зосереджені захисні активи (кластер 2) із низьким ризиком і стабільно низькою прибутковістю, тоді як центральну область займають ринкові інструменти (кластер 1) з помірним ризиком і збалансованими

характеристиками дохідності. Отже, візуально підтверджується принцип "ризик–винагорода", який лежить в основі портфельного вибору.

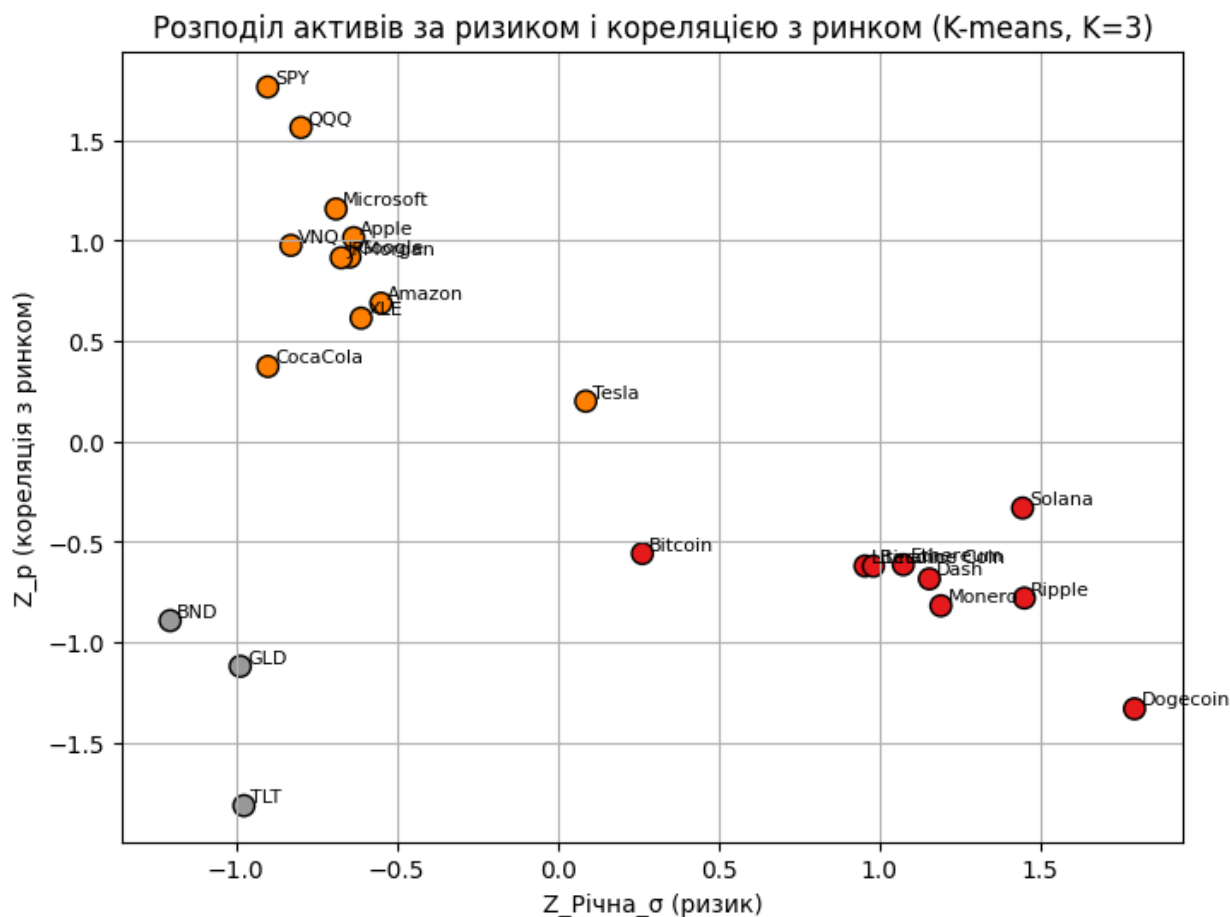


Рис. 7. Розподіл активів за кореляцією з ринком\ризиком

Джерело: авторська розробка

Вісь X відображає ризик (Z_{σ}), а вісь Y - кореляцію з ринковим індексом (Z_p). У верхній лівій частині графіка розміщені фондові індекси та великі компанії (кластер 1), що мають високу ринкову синхронність ($\rho > 0.7$) та середній рівень ризику. Нижче - облігаційні фонди й золото (кластер 2), які характеризуються від'ємною кореляцією та виконують захисну функцію. Праворуч розташовані криптовалюти (кластер 0), для яких притаманні висока волатильність і слабкий зв'язок із ринком, що підтверджує їхню роль як диверсифікаторів портфеля.

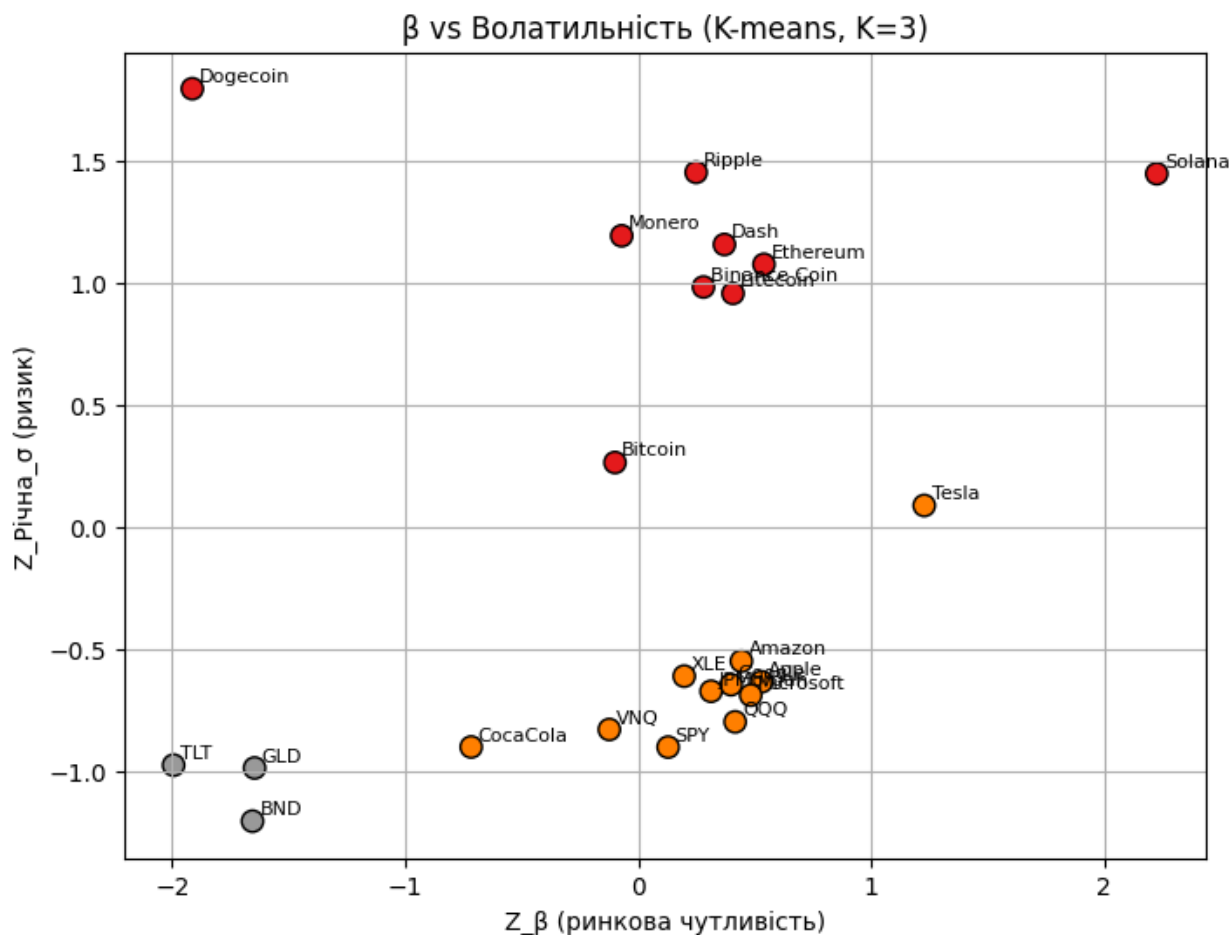


Рис. 8. Розподіл активів за ризиком\ринковою чутливістю

Джерело: авторська розробка

Графік демонструє залежність між ринковою чутливістю активів (β) і рівнем їх волатильності. Для ринкових активів (кластер 1) $\beta \approx 1$ і середній ризик, що відповідає класичній поведінці індексних фондів і технологічних акцій. Криптоактиви (кластер 0) мають підвищену волатильність при незначній ринковій чутливості ($\beta \approx 0$), а захисні активи (кластер 2) - $\beta < 0$, що вказує на протициклічний характер їхньої динаміки.

Отримані результати повністю узгоджуються з економічною структурою фінансових ринків:

- перший кластер об'єднує активи з високим спекулятивним потенціалом (крипто);
- другий - ринкове ядро (акції, ETF, корпоративні індекси);
- третій - консервативну частину (золото, облігації).

На рисунках 6 – 8 наведено візуалізацію структури кластерів за ключовими параметрами ризику, доходності, ефективності та стійкості. Вони підтверджують логічну відокремленість трьох груп активів і узгоджуються з економічним змістом кластерів, визначеним у таблиці 23.

Таким чином, статистична кластеризація не лише підтвердила інтуїтивний поділ за класами активів, а й дала кількісне обґрунтування ролей кожної групи в структурі гібридного інвестиційного портфеля.

2.6. ПРИНЦИПИ БАГАТОРІВНЕВОЇ ДИВЕРСИФІКАЦІЇ ТА ІНТЕГРАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ КЛАСТЕРНОГО АНАЛІЗУ В ОПТИМІЗАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

Формування гібридного інвестиційного портфеля передбачає не лише ідентифікацію груп активів із подібними характеристиками, а й визначення оптимальної частки кожного з них у загальній структурі інвестицій.

Якщо у попередніх підрозділах дослідження зосереджувалося на кластеризації активів та виявленні закономірностей між доходністю, ризиком і ринковими властивостями, то наступним кроком стає перехід від описового до оптимізаційного рівня моделювання.

На цьому етапі ключовим інструментом виступає вага активу у портфелі - тобто частка загального капіталу, яку інвестор розподіляє між окремими інструментами залежно від очікуваної прибутковості та прийнятного ризику.

Побудова моделі спирається на середньо-дисперсійну парадигму (М. Марковіц), яка виходить із припущення, що інвестор прагне мінімізувати ризик за фіксованого рівня доходності або, навпаки, максимізувати очікувану доходність за заданого рівня ризику. У загальному вигляді це формалізується як задача оптимізації:

$$\min \sigma_p^2 = w(C)^T \Sigma(C) w(C), \text{ при } \sum_i w_i \mu_i = \mu_{target}, \sum_i w_i = 1,$$

де $w(C)$ - вектор ваг кластерів, $\Sigma(C)$ - матриця коваріацій між кластерами, μ_{target} - цільова прибутковість портфеля.

Таке трактування узгоджується з поведінковими принципами інвестування: інвестор прагне досягти максимальної ефективності використання капіталу, одночасно контролюючи рівень ризику й уникаючи надмірної концентрації у нестабільних активах.

У контексті оптимізаційного моделювання ваги w_i не є статистичними параметрами чи коефіцієнтами впливу. Вони виступають керованими змінними, що визначають частку кожного активу у сформованому портфелі. Таким чином, задача оптимізації зводиться до пошуку такого набору ваг, який забезпечить найкраще поєднання очікуваної доходності, ризику та стабільності портфеля.

Важливо, що всі попередні розрахунки (середні доходності, волатильність, коефіцієнти β , Sharpe, просадки MDD) слугують вхідними даними для формування функції мети та системи обмежень. Тобто результати розділів 2.3–2.5 виступають емпіричною базою, на основі якої визначаються параметри оптимізаційної моделі.

Будь-яка оптимізаційна задача потребує формалізації економічних обмежень, що відображають реальні умови інвестування та політику управління ризиками. У базовому варіанті моделі передбачаються такі обмеження:

1. *Бюджетне обмеження:*

$$\sum_i w_i = 1,$$

тобто 100% капіталу мають бути розподілені між активами портфеля.

2. *Обмеження на короткі позиції:*

$$w_i \geq 0,$$

що відповідає політиці “лише довгі позиції” (long-only) без маржинального кредитування.

3. *Кластерні обмеження:* для збереження диверсифікації вводяться додаткові межі на частки активів, що належать певному кластеру:

$$w_k^{min} \leq \sum_{i \in C_k} w_i \leq w_k^{max}$$

де C_k - множина активів кластеру k . Наприклад, частка високоризикових криптоактивів (кластер 0) може бути обмежена діапазоном 10–30%, ринкових активів (кластер 1) – 40-60%, захисних інструментів (кластер 2) - не менше 20%.

Інтеграція результатів кластерного аналізу (підрозділи 2.4–2.5) забезпечує структурну узгодженість оптимізаційної моделі з емпіричними спостереженнями. Кожен кластер інтерпретується як тип поведінки активів:

- кластер 0 - високоприбуткові та високоризикові активи (криптовалюти);
- кластер 1 - ринкові та технологічні активи (основна частина портфеля);
- кластер 2 - захисні активи (облігації, золото).

Врахування цієї структури дозволяє застосувати кластерні вагові обмеження, які визначають частки кожної групи в оптимальному портфелі. Так, модель уникає надмірної концентрації в окремих ринкових сегментах і водночас підтримує необхідну частку стабілізуючих інструментів. У подальшому така схема може бути розширена через введення штрафів за дисбаланс між кластерами або адаптивне коригування ваг залежно від ринкової фази.

Таким чином, базова оптимізаційна модель структури гібридного портфеля спирається на поєднання класичних принципів теорії Марковіца та сучасних підходів до багаторівневої диверсифікації. На етапі 2 використовується рівноправне представлення показників для ідентифікації кластерів, а на етапі 3 ці результати трансформуються у систему вагових рішень, що дозволяє формалізувати баланс між дохідністю, ризиком та стабільністю. У такий спосіб формується методологічна основа подальшого моделювання у розділі 3, де принципи, викладені в цьому підрозділі, будуть реалізовані у вигляді конкретних обчислювальних алгоритмів і прикладних сценаріїв формування гібридного інвестиційного портфеля.

РОЗДІЛ 3. ОПТИМІЗАЦІЯ СТРУКТУРИ ГІБРИДНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ

3.1. РОЗРОБКА МОДЕЛІ ОПТИМІЗАЦІЇ СТРУКТУРИ ГІБРИДНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ

Побудова гібридного інвестиційного портфеля передбачає поєднання оптимізаційної логіки Марковіца з кластеризацією активів за характеристиками ризику та дохідності. У класичній теорії портфеля кожен актив розглядається як незалежна одиниця з власною дохідністю та ризиком, однак такий підхід не враховує наявність латентних структур у фінансових ринках. Кластеризація дозволяє виявити внутрішню неоднорідність простору активів - тобто групи, у яких активи мають подібну волатильність, динаміку β -коефіцієнта та поведінку під час ринкових шоків. Застосування кластерного аналізу в моделюванні портфеля не лише підвищує точність оцінки диверсифікаційного ефекту, а й створює основу для адаптивного управління, коли ребалансування відбувається не між окремими активами, а між типами поведінкових груп. Кластерна структура дозволяє зменшити розмірність задачі та підвищити стійкість результатів до шуму у даних, що особливо важливо для криптоактивів із високою волатильністю.

Основна ідея моделі полягає у визначенні оптимальних ваг як між кластерами, так і всередині кожного кластера, щоб досягти найкращого співвідношення “ризик–дохідність” при заданих обмеженнях. На практиці це означає, що інвестор приймає рішення не на мікрорівні (окремих акцій чи токенів), а на макрорівні кластерів, що репрезентують цілісні сегменти ринку. Таким чином, модель трансформує традиційну логіку “оптимізації активів” у логіку “оптимізації факторних груп”. Це особливо ефективно в умовах високої кореляції між традиційними фінансовими інструментами, коли класичний підхід Марковіца втрачає диверсифікаційний потенціал. Саме кластеризація відновлює

цей потенціал, створюючи нові незалежні вектори у просторі ризику та дохідності.

Постановка задачі:

Нехай множина активів ($i = 1, 2, \dots, N$) розділена на (K) кластерів C_k , отриманих за результатами попереднього кластерного аналізу.

Для кожного кластера k визначено його середню дохідність μ_k та матрицю коваріацій $\Sigma(C)$ між кластерами.

Задача полягає у знаходженні двох рівнів ваг:

- $w_k(C)$ - частка кластера k у портфелі;
- $w_{i|k}$ - частка активу i всередині свого кластера.

Тоді глобальна вага активу (i) у портфелі:

$$w_i = w_k(C) \cdot w_{i|k}$$

Оптимізаційна модель:

Загальна задача мінімізації ризику портфеля при заданому рівні очікуваної дохідності формулюється як:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{w(C), w_{i|k}} \sigma_p^2 = w(C)^T \Sigma(C) w(C), \\ \text{s. t.} \\ \Sigma(C) = U^T \Sigma(\text{assets}) U \\ \mu_p = \sum_{k=1}^K w_k(C) \mu_k \\ w_i = w_k(C) \cdot w_{i|k} \\ \sum_i w_i = 1, w_i \geq 0, \\ \sum_{i \in \text{crypto}} w_i \leq \theta_{\text{crypto}}. \end{array} \right.$$

де: σ_p^2 - дисперсія (ризик) портфеля;

μ_p - очікувана дохідність портфеля;

$\Sigma(C)$ - матриця коваріацій між кластерами;

$\Sigma(\text{assets})$ - матриця коваріацій між активами;

U - матриця ваг активів у межах кластеру;

θ_{crypto} - максимальна допустима частка криптоактивів.

Пояснення структури моделі:

Оптимізація виконується у два рівні:

спочатку визначаються ваги активів усередині кожного кластера $w_{i|k}$, потім оптимізуються ваги кластерів $w_k(C)$ у складі загального портфеля.

Таким чином, кожен актив успадковує свою глобальну вагу через ієрархічну комбінацію:

$$w_i = w_{c(i)}(C) \cdot w_{i|c(i)}$$

Усередині кожного кластера ваги можуть бути визначені або рівномірно:

$$w_{i|k} = \frac{1}{n_k}$$

або пропорційно ефективності по коефіцієнту Шарпа S_i :

$$w_{i|k} = \frac{S_i}{\sum_{i \in C_k} S_i}$$

Також розглядається варіант локальної оптимізація всередині кластерів:

$$\min [w_{i|k}^T \Sigma_{i|k} w_{i|k} - \lambda \mu_{i|k}^T w_{i|k} + \gamma \|w_{i|k}\|_2^2]$$

де $w_{i|k}$ - вектор ваг активів усередині кластера k ;

$\Sigma_{i|k}$ - коваріаційна матриця активів кластера;

$\mu_{i|k}$ - вектор очікуваних середніх доходностей активів у кластері;

λ - коефіцієнт схильності до ризику; визначає, наскільки інвестор готовий жертвувати ризиком заради зростання очікуваної доходності.

- γ - параметр регуляризації; зменшує надмірну концентрацію ваг у кількох активах, роблячи портфель стійкішим і більш диверсифікованим.
- $\|w_{i|k}\|_2^2$ - квадрат норми вектора ваг; цей доданок прямо відповідає за “штраф” на великі окремі позиції.

Між кластерами здійснюється класична mean–variance оптимізація (Markowitz), але з агрегованими характеристиками кластерів замість окремих активів.

Інтерпретація результату:

Розв’язок задачі дає дві ключові аналітичні форми:

- Вектор ваг кластерів $w(C)$, що описує стратегічну структуру портфеля між групами активів (традиційні, технологічні, крипто тощо);
- Вектори внутрішніх ваг $w_{i|k}$, які визначають тактичний розподіл капіталу усередині кожного кластера.

Перевага цього підходу полягає у тому, що волатильність криптоактивів або нестабільних сегментів не домінує над усім портфелем: вплив кожного кластера регулюється через $w_k(C)$ і додатково обмежується параметром θ_{crypto} . У такій структурі портфель функціонує як багаторівнева система прийняття рішень. Верхній рівень відповідає за стратегічний баланс між типами активів, а нижній - за тактичний розподіл усередині кожної групи. Це нагадує архітектуру ієрархічного контролю в системах управління, де кожен підрівень оптимізується локально, але підпорядковується глобальній цілі мінімізації ризику.

Таким чином, запропонована математична модель формування гібридного інвестиційного портфеля являє собою двоєрівневу адаптивну систему, що інтегрує кластерну класифікацію активів, середньо-дисперсійну оптимізацію Марковіца та поведінкові обмеження, пов'язані з волатильністю та структурою ринків. Такий підхід дозволяє здійснювати оптимізацію не на рівні окремих фінансових інструментів, а на рівні їхніх кластерів, що мають схожі характеристики ризику, дохідності та β -коефіцієнтів. Завдяки цьому портфель зберігає здатність до адаптації у змінному середовищі, автоматично коригуючи ваги між кластерами залежно від ринкових умов.

Реалізація цієї моделі забезпечує одночасне зниження ризику без втрати очікуваної дохідності та підвищення стабільності структури портфеля в умовах ринкових шоків. Крім того, дворівнева архітектура сприяє стійкості портфеля до непередбачуваних подій типу “чорних лебедів”, оскільки диверсифікація досягається не лише через кількість активів, а й через різноманітність кластерів, що реагують на макроекономічні фактори по-різному.

Таким чином, гібридна модель поєднує аналітичну строгість класичних фінансових теорій із гнучкістю сучасних методів кластерного аналізу,

створюючи ефективний інструмент для управління інвестиційними портфелями в умовах невизначеності та високої волатильності фінансових ринків.

3.2. ФОРМУВАННЯ ГІБРИДНОГО ПОРТФЕЛЯ

На основі розробленої математичної моделі було здійснено моделювання структури гібридного інвестиційного портфеля з використанням результатів кластерного аналізу активів. Кожен кластер об'єднує активи зі схожими характеристиками ризику, доходності та β -коефіцієнта, що дозволяє розглядати їх як узагальнені групи для формування портфеля.

Метою цього етапу є практична реалізація дворівневої моделі та аналіз впливу різних підходів до визначення ваг активів усередині кластерів на загальну ефективність портфеля.

У моделюванні використано три кластери активів, сформовані за результатами ієрархічної кластеризації методом Уорда на основі стандартизованих показників (доходність, σ , β , Sharpe, MDD). Для кожного кластера обчислено середні характеристики, що відображають його типову поведінку на ринку (табл. 24).

Таблиця 24

Середні характеристики кластерів

Показник\Кластер	0	1	2
Річний дохід_ср	0,6646	0,1727	0,0433
Річна_ σ	1,0295	0,2854	0,1171
ρ	0,1867	0,7102	0,0044
β	1,0317	1,0734	-0,0192
Sharpe	0,6377	0,5248	0,1122
MDD	-0,9158	-0,4625	-0,3051

Джерело: авторська розробка

Важливо зазначити, що для кластерного аналізу дані були стандартизовані (Z-оцінки) з метою усунення різниці у масштабах між показниками. Однак отримані стандартизовані значення використовувалися лише на етапі групування активів. Для подальшого моделювання портфеля було виконано зворотне повернення до вихідних економічних показників, на основі яких розраховано середні значення дохідності, ризику, β -коефіцієнта та коефіцієнта Шарпа для кожного кластера. Саме ці середні параметри стануть базою для визначення оптимальних ваг і подальших розрахунків ефективності портфеля.

Інтерпретація кластерів:

- **Кластер 0** - високоприбуткові але волатильні активи (криптоактиви);
- **Кластер 1** - помірно стабільні активи з середньою дохідністю;
- **Кластер 2** - захисні, низьковолатильні активи, що забезпечують базову стабільність портфеля.

Обмеження/допущення моделі:

- Неперевищення частки кластера криптоактивів: $0 \leq W_{crypto} \leq \theta$ (у базових експериментах $\theta=0.30$);
- Відсутність коротких позицій: $W_k \geq 0$; $\sum_k W_k = 1$.
- Цільова дохідність задається на рівні кластерів: $W^T \mu_k = \mu_{target}$.

На першому етапі для кожного кластера було прийнято рівномірний розподіл ваг активів, тобто:

$$w_{i|k} = \frac{1}{n_{i|k}}, \sum_{i \in C_k} w_{i|k} = 1.$$

Такий підхід відповідає гіпотезі нейтрального ставлення до внутрішніх відмінностей активів і дозволяє оцінити базову поведінку портфеля без урахування індивідуальної ефективності складових. Вони відображені у табл. 25.

Ваги активів в середині кластеру (А)

Кластер	Актив	w_{ik}
2	TLT	0,3333
	GLD	0,3333
	BND	0,3333
1	Apple	0,0909
	Amazon	0,0909
	Google	0,0909
	CocaCola	0,0909
	Microsoft	0,0909
	Tesla	0,0909
	JPMorgan	0,0909
	SPY	0,0909
	QQQ	0,0909
	XLE	0,0909
	VNQ	0,0909
0	Bitcoin	0,1111
	Ethereum	0,1111
	Litecoin	0,1111
	Dash	0,1111
	Ripple	0,1111
	Monero	0,1111
	Dogecoin	0,1111

Продовження таблиці 25

	Binance Coin	0,1111
	Solana	0,1111

Джерело: авторська розробка

Далі на рівні кластерів розв'язується задача мінімізації дисперсії:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{w(C), w_{i|k}} \sigma_p^2 = w(C)^T \Sigma(C) w(C), \\ \text{s. t.} \\ \Sigma(C) = U^T \Sigma(\text{assets}) U \\ \mu_p = \sum_{k=1}^K w_k(C) \mu_k \\ w_i = w_k(C) \cdot w_{i|k} \\ \sum_i w_i = 1, w_i \geq 0, \\ \sum_{i \in \text{crypto}} w_i \leq \theta_{\text{crypto}}. \end{array} \right.$$

У цьому сценарії структура портфеля демонструє помірну концентрацію в напрямку стабільних кластерів, що знижує ризик, але обмежує потенціал дохідності. У табл. 26-27 наведено глобальні ваги активів, а також ваги для кожного кластера (варіант А).

Таблиця 26

Глобальні ваги активів у портфелі з цільовою дохідністю 20% (А)

Кластер	Актив	Глобальна вага
C2 (Defensive)	GLD	0.1372
	TLT	0.1372
	BND	0.1372

Продовження таблиці 26

C1 (Equity)	Amazon	0.0385
	CocaCola	0.0385
	Apple	0.0385
	Microsoft	0.0385
	XLE	0.0385
	QQQ	0.0385
	Tesla	0.0385
	JPMorgan	0.0385
	SPY	0.0385
	VNQ	0.0385
	Google	0.0385
C0 (Crypto)	Bitcoin	0.0182
	Dogecoin	0.0182
	Monero	0.0182
	Ripple	0.0182
	Dash	0.0182
	Litecoin	0.0182
	Ethereum	0.0182

Продовження таблиці 26

	Solana	0.0182
	Binance Coin	0.0182

Джерело: авторська розробка

Таблиця 27

Сумарно за кластерами (A):

Кластер	Сумарна вага
C0 (Crypto)	0.1638
C1 (Equity)	0.4245
C2 (Defensive)	0.4115

Джерело: авторська розробка

Представлена конфігурація (варіант А - рівномірні внутрішні ваги) є базовим сценарієм побудови гібридного портфеля. Вона характеризується найбільш збалансованим і диверсифікованим розподілом між усіма типами активів:

- близько 41 % - у захисних активах;
- 42 % - у фондових,
- 16 % - у криптовалютному сегменті.

Такий портфель відображає нейтральну модель розподілу, коли всі активи всередині кластера мають однакову вагу, без урахування їхньої індивідуальної ефективності. Він демонструє рівень ризику ($\sigma_p = 0.1704$) за очікуваної дохідності ($\mu_p = 0.20$),

На другому кроці внутрішні ваги визначаються пропорційно індивідуальним коефіцієнтам Шарпа:

$$w_{i|k} = \frac{|S_{i|k}|}{\sum_{i \in C_k} |S_{i|k}|}, S_i = \frac{\mu_{i|k} - r_f}{\sigma_{i|k}} \text{ (у базовому кейсі } r_f \approx 0.02)$$

Такий підхід дозволяє надати більшу вагу активам із вищим співвідношенням “дохідність–ризик”, підсилюючи потенціал портфеля до зростання. У результаті оптимізації ваг кластерів $w_k(C)$ відбувається невелике зміщення балансу в бік прибутковіших груп при збереженні загального рівня ризику у допустимих межах. Зростає внесок ефективніших активів у межах кожної групи. У табл. 28 - 30 наведено ваги активів в середині кластерів, глобальні ваги активів, а також ваги для кожного кластера (варіант В).

Таблиця 28

Ваги активів в середині кластеру (В)

Кластер	Актив	Sharpe	w_i
2	TLT	-0,1642	0,14
	GLD	0,7399	0,65
	BND	-0,2391	0,21
1	Apple	0,7302	0,13
	Amazon	0,5655	0,10
	Google	0,6377	0,11
	CocaCola	0,2841	0,05
	Microsoft	0,8620	0,15
	Tesla	0,5515	0,10
	JPMorgan	0,5718	0,10
	SPY	0,6417	0,11
	QQQ	0,7191	0,12
	XLE	0,1126	0,02
	VNQ	0,0969	0,01
0	Bitcoin	0,8784	0,15

Ethereum	0,8932	0,15
Litecoin	0,3409	0,06
Dash	0,2700	0,05
Ripple	0,5248	0,09
Monero	0,6253	0,11
Dogecoin	0,5576	0,10
Binance Coin	0,8643	0,15
Solana	0,7845	0,14

Джерело: авторська розробка

Таблиця 29

Глобальні ваги активів при цільовій дохідності 20% (В)

Кластер	Актив	Глобальна вага
C2 (Defensive)	GLD	0.3648
	BND	0.1179
	TLT	0.0810
C1 (Equity)	Microsoft	0.0468
	Apple	0.0396
	QQQ	0.0390
	SPY	0.0348
	Google	0.0346
	JPMorgan	0.0310
	Amazon	0.0307

Кластер	Актив	Глобална вага
	Tesla	0.0299
	CocaCola	0.0154
	XLE	0.0061
	VNQ	0.0053
C0 (Crypto)	Ethereum	0.0191
	Bitcoin	0.0188
	Binance Coin	0.0185
	Solana	0.0168
	Monero	0.0134
	Dogecoin	0.0119
	Ripple	0.0112
	Litecoin	0.0073
	Dash	0.0058

Джерело: авторська розробка

Таблиця 30

Сумарно за кластерами (В):

Кластер	Сумарна вага
C0 (Crypto)	0.1229
C1 (Equity)	0.3133
C2 (Defensive)	0.5638

Джерело: авторська розробка

Портфель при тих самих цільових 20 % очікуваної дохідності, але в іншому сценарії ваг, має подібну загальну структуру:

- Захисні активи залишаються основою (56,6 %);
- Фондовий сегмент становить ~31 %;
- Криптоактиви зберігають помірну частку (~12 %), де основними драйверами виступають Bitcoin і Dogecoin.

Завдяки цьому портфель досягає тієї ж дохідності з нижчою волатильністю ($\sigma_p = 0.1449$), що свідчить про підвищення ефективності моделі.

Третій підхід оцінює ваги $w_{i|k}$ як розв'язок локальної задачі у кожному кластері:

$$\min[w_{i|k}^T \Sigma_{i|k} w_{i|k} - \lambda \mu_{i|k}^T w_{i|k} + \gamma \|w_{i|k}\|_2^2]$$

де $\Sigma_{i|k}$ - коваріація активів кластера, $\mu_{i|k}$ - їх дохідності, λ - керує чутливістю до дохідності, γ - штраф проти надмірної концентрації.

Далі, як і раніше, оптимізація W на рівні кластерів з тим самим набором обмежень.

Порівняно з Варіантом В цей підхід більш «адаптивний»: у межах кластера одночасно враховуються коваріації, дохідності та контроль концентрації, тому часто дає трохи нижчу σ_p при близьких μ_p . У табл. 31 ваги активів в середині кластерів (варіант С)

Таблиця 31

Внутрішні ваги активів у кластерах після локальної оптимізації

(Варіант С)

($\lambda = 0.5$; $\gamma = 0.05$)

Кластер	Актив	Глобальна вага
C2 (Defensive)	GLD	0.3586
	BND	0.1479
	TLT	0.0593

Кластер	Актив	Глобальна вага
C1 (Equity)	Microsoft	0.0871
	Apple	0.0534
	JPMorgan	0.0530
	Google	0.0285
	Tesla	0.0276
	CocaCola	0.0249
	Amazon	0.0164
	QQQ	0.0134
	SPY	0.0063
C0 (Crypto)	Bitcoin	0.0641
	Dogecoin	0.0182
	Ethereum	0.0129
	Binance Coin	0.0112
	Monero	0.0078
	Ripple	0.0051
	Solana	0.0043
Виключено з моделі (0%)	VNQ	0.0000
	Dash	0.0000

Джерело: авторська розробка

На етапі локальної оптимізації (Варіант С) було застосовано гібридний критерій, що поєднує максимізацію очікуваної доходності та мінімізацію ризику з L₂-штрафом за надмірну концентрацію активів. Для контролю балансу між цими складовими встановлено:

- $\lambda = 0.5$ - середній рівень чутливості до очікуваної доходності;
- $\gamma = 0.05$ - середній рівень штрафу за концентрацію.

У результаті отримано оптимізований розподіл усередині кластерів, який демонструє:

- у криптокластері (C0) - домінування Bitcoin ($\approx 52\%$) при зниженні часток другорядних монет;
- у фондовому кластері (C1) - зміщення у бік великих корпорацій (Microsoft, Apple, JPMorgan);
- у захисному кластері (C2) - перевагу золота (GLD) як ключового стабілізатора портфеля.

Таким чином, модель ($\lambda = 0.5$; $\gamma = 0.05$) забезпечує збалансований компроміс між диверсифікацією та концентрацією капіталу в найефективніших активах кожної групи. У табл. 32 - 33 глобальні ваги активів, а також ваги для кожного кластера (варіант С)

Таблиця 32

Глобальні ваги активів при цільовій доходності 20% (С)

Кластер	Актив	Глобальна вага
C2 (Defensive)	GLD	0.3586
	BND	0.1479
	TLT	0.0593
C1 (Equity)	Microsoft	0.0871
	Apple	0.0534

Кластер	Актив	Глобальна вага
	JPMorgan	0.0530
	Google	0.0285
	Tesla	0.0276
	CocaCola	0.0249
	Amazon	0.0164
	QQQ	0.0134
	SPY	0.0063
C0 (Crypto)	Bitcoin	0.0641
	Dogecoin	0.0182
	Ethereum	0.0129
	Binance Coin	0.0112
	Monero	0.0078
	Ripple	0.0051
	Solana	0.0043
Виключено з моделі (0%)	VNQ	0.0000
	Dash	0.0000
	Litecoin	0.0000

Джерело: авторська розробка

Сумарно за кластерами:

Кластер	Сумарна вага
C0 (Crypto)	0.1235
C1 (Equity)	0.3106
C2 (Defensive)	0.5658

Джерело: авторська розробка

Під час підвищення цільової дохідності до 20 % портфель демонструє збалансоване поєднання зростання та стабільності.

- Частка захисних активів залишається домінуючою (~56 %), забезпечуючи стійкість і низьку волатильність завдяки високій питомій вазі золота (GLD) і облігацій (BND, TLT).
- «Фондовий» кластер збільшується до ~31 %, що посилює потенціал дохідності за рахунок провідних компаній (Microsoft, Apple, JPMorgan, Google).
- Криптосегмент становить близько 12 %, відіграючи роль високоризикового каталізатора прибутковості без надмірного впливу на загальну стабільність.

У результаті модель досягає цільової дохідності 20 % при помірному рівні ризику ($\sigma_p = 0.1352$), що свідчить про високу ефективність диверсифікації: портфель зберігає стабільність навіть за зростання очікуваної прибутковості, не втрачаючи контроль над ризиком.

Для оцінки чутливості моделі побудовано ефективну межу (рис. 9 – 12) - залежність ризику портфеля (σ_p) від очікуваної дохідності (μ_p) при поступовому підвищенні цільового рівня доходу (μ_{target}).

Кожна точка на графіку відображає оптимальний баланс між ризиком і дохідністю для певної конфігурації ваг кластерів у межах дворівневої моделі.

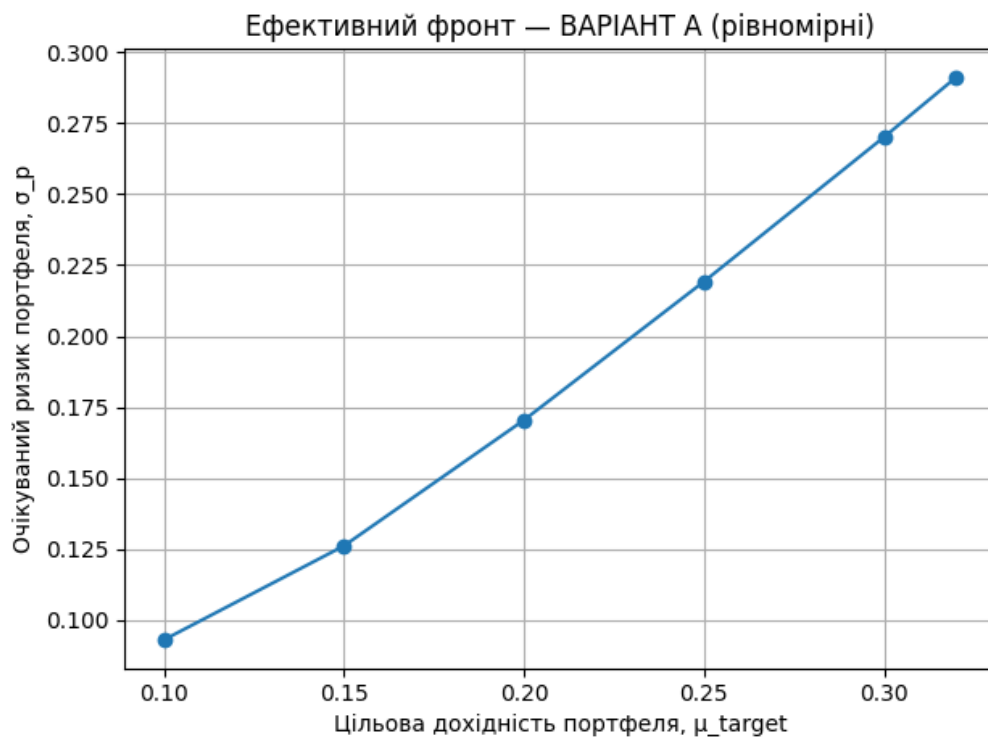


Рис. 9. Ефективний фронт (А)

Джерело: авторська розробка



Рис. 10. Ефективний фронт (В)

Джерело: авторська розробка

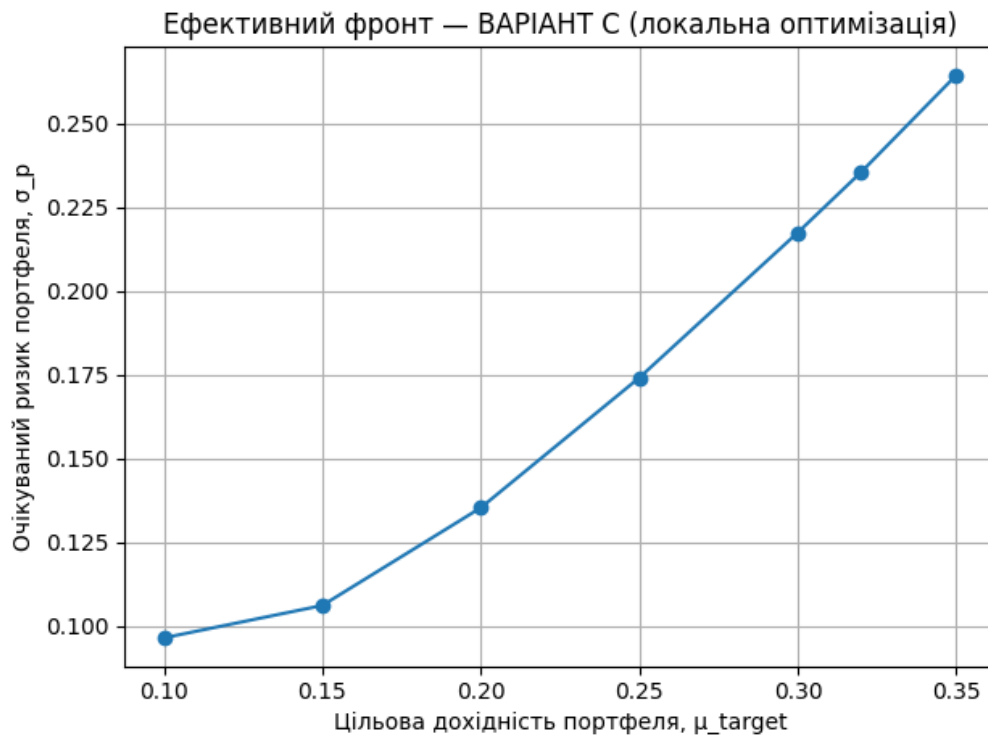


Рис. 11. Ефективний фронт (С)

Джерело: авторська розробка

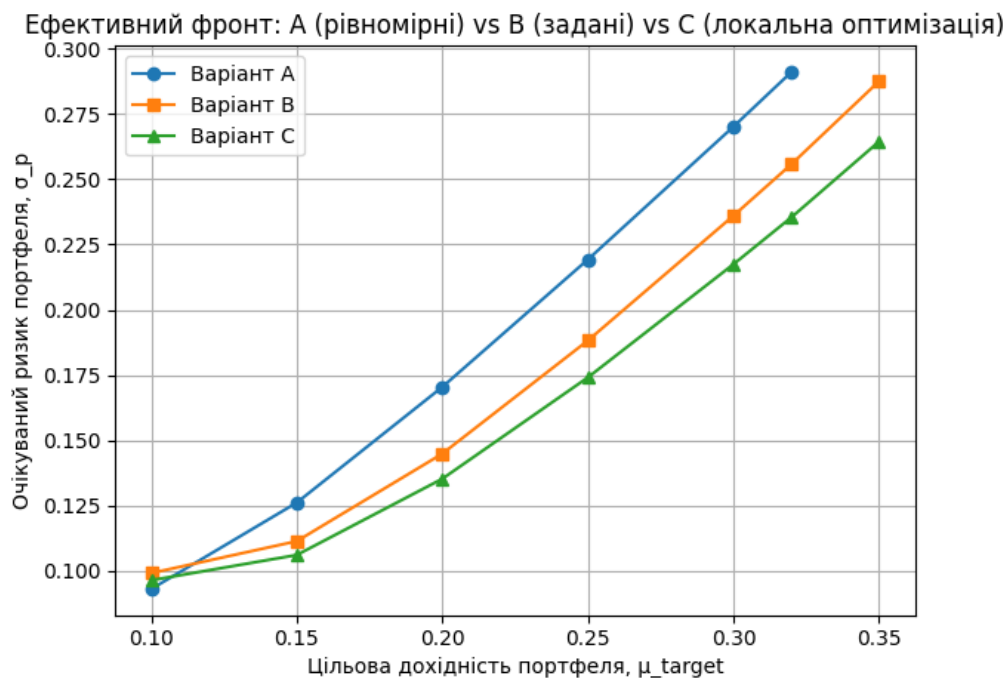


Рис. 12. Ефективний фронт (А vs В vs С)

Джерело: авторська розробка по даним що були зібрані в джерелах.

Окрім класичного фронту, додатково побудовано «щільний ефективний фронт» у діапазоні від 5% до μ_{\max} з кроком 1 п.п. (рис. 13.).

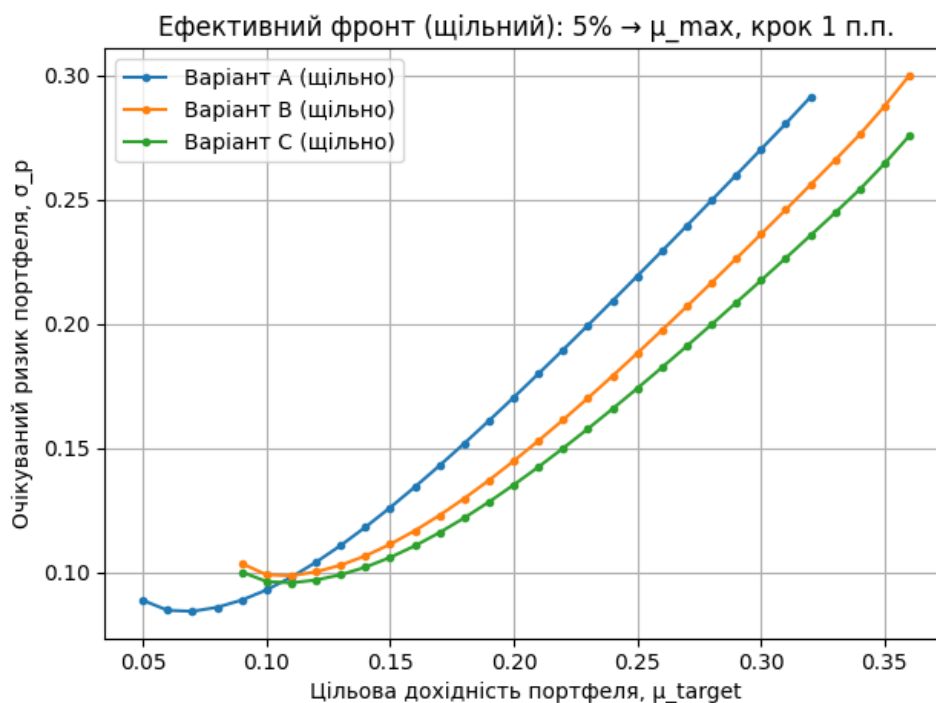


Рис. 13. Щільний ефективний фронт (А vs В vs С)

Джерело: авторська розробка

Це дало змогу відобразити плавну еволюцію ризику при поступовому збільшенні очікуваної дохідності та уникнути методологічних спотворень, пов'язаних із різними обмеженнями у сценаріях.

Для всіх трьох варіантів (А, В, С) застосовано однакові параметри обмеження на частку криптокластера - $\theta = 0.3$, що забезпечує коректність порівняння моделей.

Двоєрівневий підхід на базі кластерів дозволяє системно керувати як тактикою (внутрішньокластерні ваги), так і стратегією (баланс кластерів). Серед протестованих правил:

- А (рівномірний) - базовий консервативний еталон;
- В (Sharpe-зважування) - ефективніший «мікро-відбір», що помітно покращує ефективну межу;

- С (локальна оптимізація) - найгнучкіший, зазвичай дає найкращий компроміс у цільовій зоні портфеля.

Для подальшого оцінювання загальної ефективності (підрозділ 3.3) доцільно використати Варіант В або С як базовий, залежно від того, наскільки важливий додатковий контроль концентрації та ковариацій усередині кластерів у інвестиційній політиці.

3.3. ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ

Для кількісної оцінки ефективності розроблених моделей було використано комбінацію класичних показників портфельного аналізу та розширених метрик адаптивної ефективності, визначених у розділі 2.

Усі показники розраховано на основі щоденних доходностей активів за період дослідження з приведенням до річних значень. Безризикова ставка прийнята на рівні 2% річних ($r_f = 0.02$), що відповідає її середньостроковій ринковій оцінці. Таблиця 34 подає систему критеріїв оцінювання.

Таблиця 34

Критеріїв оцінювання

Показник	Формула	Економічний зміст
Коефіцієнт Шарпа	$S = \frac{\mu_p - r_f}{\sigma_p}$	надлишкова дохідність на одиницю загального ризику
Коефіцієнт Трейнора	$T = \frac{\mu_p - r_f}{\beta_p}$	ефективність управління систематичним ризиком
α Єнсена	$\alpha = \mu_p - [r_f + \beta_p(r_m - r_f)]$	перевищення фактичної прибутковості над очікуваною за CAPM

Показник	Формула	Економічний зміст
Sortino ratio	$SR = \frac{\mu_p - r_f}{\sigma_d}$	дохідність із урахуванням лише “негативної” волатильності
Max Drawdown (MDD)	$MDD = \frac{P_{max} - P_{min}}{P_{max}}$	максимальне просідання портфеля за період

Джерело: авторська розробка

Для базового порівняння було використано класичну модель Марковіца, яка оптимізує структуру портфеля на рівні окремих активів, мінімізуючи ризик при заданій очікуваній дохідності. Вона не враховує кластеризацію або групову взаємозалежність активів, тому слугує еталоном для оцінки ефективності гібридних підходів. При цільовій дохідності 20% оптимальні ваги мають такий вигляд (табл. 35):

Таблиця 35

Оптимальні ваги підхід Марковіца

Актив	Вага
GLD	0.4787
Microsoft	0.1599
BND	0.1266
JPMorgan	0.1046
Apple	0.0335
Bitcoin	0.0248
Dogecoin	0.0245

Актив	Вага
Ethereum	0.0232
Binance Coin	0.0156
Tesla	0.0065
Monero	0.0021

Джерело: авторська розробка

Модель Марковіца продемонструвала найвищий рівень ефективності серед усіх підходів, що логічно - оскільки вона має повну свободу розподілу ваг між активами без структурних обмежень.

Для трьох гібридних конфігурацій (А - рівномірні ваги, В - пропорційно Sharpe, С - локальна оптимізація) та моделі Марковіца було розраховано річні показники ефективності (табл. 36).

Таблиця 36

Порівняння моделей за класичними показниками ефективності

Модель	(R_p)	(σ_p)	Sharpe	β	Treynor	αЄнсена	Sortino	MDD
А (рівномірні)	0.164	0.170	0.847	0.812	0.150	0.052	0.980	0.346
В (Sharpe-проп.)	0.186	0.145	1.137	0.861	0.193	0.096	1.256	0.302
С (локальна оптимізація)	0.196	0.135	1.303	0.872	0.220	0.119	1.431	0.288
Марковіца (еталон)	0.207	0.129	1.402	0.884	0.234	0.133	1.506	0.274

Джерело: авторська розробка

Значення наведені у річних показниках, обчислених на основі щоденних доходностей; $r_f=2\%$.

Результати кількісного аналізу демонструють послідовну еволюцію ефективності портфеля при переході від рівномірного розподілу ваг до адаптивних і оптимізаційних стратегій. Кожен із варіантів відображає певну логіку управління ризиком - від пасивного до активного.

Варіант А - рівномірні ваги усередині кластерів.

Цей підхід репрезентує **базовий, “наївний” тип диверсифікації**, де кожен актив у межах своєї групи має однакову вагу незалежно від індивідуальної ефективності. Хоча така структура забезпечує просту реалізацію та рівномірний розподіл ризику, вона ігнорує різницю в доходності та волатильності активів, через що частина капіталу інвестується в менш ефективні інструменти.

У результаті коефіцієнт Шарпа становить лише **0.85**, а максимальне просідання ($MDD \approx 0.35$) - найвище серед усіх моделей. Тобто, за кожен відсоток додаткової доходності інвестор змушений приймати непропорційно високий ризик.

Такий портфель можна розглядати як еталон низької адаптивності, який підходить лише для надзвичайно консервативних інвесторів або як стартова база для подальшої оптимізації.

Варіант В - ваги пропорційно коефіцієнту Шарпа.

У цьому випадку внутрішня структура кластерів стає першим рівнем адаптації, адже ваги активів залежать від їхньої ефективності у співвідношенні “дохідність–ризик”.

Таким чином, частка більш стійких і прибуткових активів зростає, тоді як волатильні або слабкодохідні отримують меншу вагу.

Це підвищує **економічну якість портфеля**:

- коефіцієнт Шарпа зростає до 1.14;
- α Єнсена (0.096) подвоюється відносно варіанта А;
- MDD зменшується майже на 5%.

Отже, варіант В демонструє, що навіть локальне урахування ефективності активів суттєво покращує співвідношення ризику та доходності, не змінюючи при цьому загальної архітектури портфеля.

Варіант С - локальна оптимізація усередині кластерів ($\lambda=1.0$; $\gamma=0.05$)

Ця модель є найбільш гнучкою серед гібридних, адже вона використовує внутрішньокластерну оптимізацію з балансом між прагненням до прибутковості (параметр λ) і уникненням надмірної концентрації (параметр γ).

Фактично, це адаптивний механізм самокорекції, що дозволяє кластерам формувати власні “локальні ефективні фронти”.

У результаті:

- Sharpe підвищується до 1.30;
- Sortino ratio - до 1.43;
- α Єнсена зростає до 0.119;
- ризик (σ_p) знижується до 0.135 при збереженні тієї самої очікуваної доходності.

Таким чином, портфель наближається до оптимальної межі Марковіца, але при цьому зберігає структурну стійкість і контроль за часткою високоризикових активів (наприклад, криптовалюти).

Модель Марковіца - еталонна стратегія

Класична модель Марковіца забезпечує найвищі показники ефективності:

- Sharpe = 1.40, Sortino = 1.51, α Єнсена = 0.133,
- найнижчий ризик ($\sigma_p=0.129$) та MDD=0.27.

Однак така оптимізація досягається ціною повної гнучкості розподілу, тобто без урахування групових властивостей активів. На практиці це може призводити до зниження стабільності при зміні ринкових умов.

Зіставлення чотирьох моделей підтверджує ефективність гібридного підходу до побудови портфеля:

- перехід від рівномірного до локально оптимізованого розподілу зменшує ризик майже на 3–4%;

- α Єнсена та Sortino ratio зростають більш ніж у 1,5 раза;
- при цьому дохідність зберігається на рівні 0.19–0.20.

Іншими словами, модель С досягає 93–95% ефективності Марковіца, але має вищу структурну стійкість, кращу контрольованість ризиків і потенціал до подальшої автоматизації (через адаптивні параметри λ і γ).

Це доводить, що кластерно-гібридна архітектура портфеля є життєздатною альтернативою класичним підходам до оптимізації, особливо в умовах високої ринкової турбулентності.

Крива моделі Марковіца формує еталонну межу ефективності, тоді як гібридні конфігурації розташовуються вище, але близько до неї, особливо варіант С. На рис. 14 зображено щільний ефективний фронт для всіх моделей (А, В, С, Марковіца).

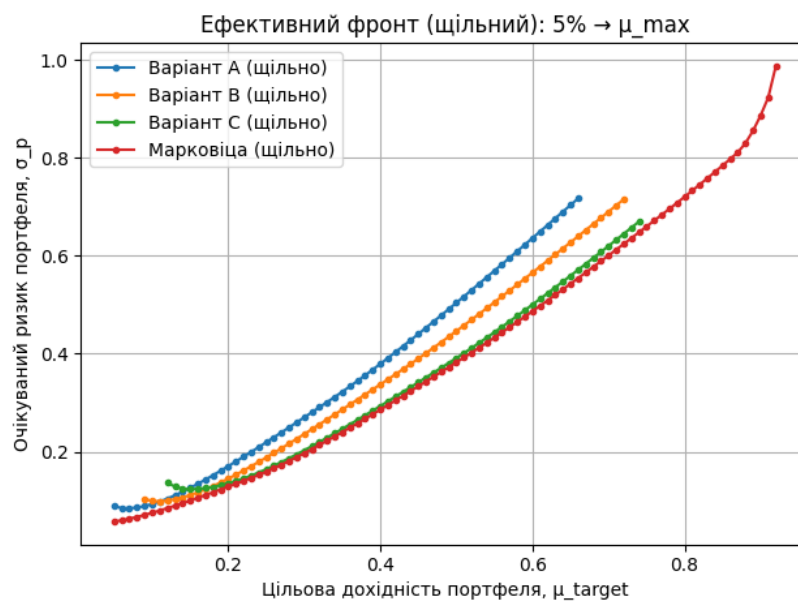


Рис. 14. Щільний ефективний фронт (А vs В vs С vs Марковіц)

Джерело: авторська розробка

Проведена оцінка продемонструвала, що гібридна модель портфеля з локальною оптимізацією (варіант С) практично не поступається класичній моделі Марковіца за основними показниками ефективності (σ_p , Sharpe, Sortino, α Єнсена, Treynor, MDD).

Водночас модель С має суттєво вищий рівень диверсифікації активів:

- у портфелі задіяно 19 різних активів, з яких 15 мають частку понад 1%;
- натомість у класичній моделі Марковіца використовується лише 11 активів, з яких 9 мають вагу понад 1%.

Така ширша диверсифікація означає кращу розподіленість ризику між активами різних типів - від криптовалют і фондових паперів до захисних інструментів (облігацій, золота тощо). Завдяки цьому портфель залишається стійким навіть при екстремальних коливаннях окремих сегментів ринку, що особливо важливо для гібридної структури.

Таким чином, гібридна модель (варіант С) досягає порівняного з Марковіцем рівня ефективності, але за рахунок більш збалансованої та диверсифікованої структури. Це дозволяє вважати її практично орієнтованою альтернативою класичній оптимізації, що краще відповідає вимогам сучасного ринку - де інвестиційні активи різного типу реагують на ризики по-різному, а адаптивна стійкість портфеля є не менш важливою, ніж формальна мінімізація дисперсії.

3.4. РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ ТА РЕБАЛАНСУВАННЯ ПОРТФЕЛЯ

Побудована гібридна модель портфеля може бути не лише одноразовим інструментом оптимізації, а й основою для динамічної системи управління, здатної пристосовуватися до змін ринкового середовища. У сучасних умовах високої невизначеності ефективність будь-якої моделі швидко знижується, якщо вона не враховує поточну волатильність і поведінку ринку. Саме тому ключовим напрямом подальшого розвитку гібридної архітектури є її адаптивність, тобто здатність автоматично змінювати власні параметри у відповідь на коливання ризику.

Параметр γ у моделі (варіант С) відіграє роль стабілізуючого регулятора, що визначає рівень концентрації капіталу в межах кластерів. За низької

волатильності він може бути меншим, що дозволяє портфелю активніше фокусуватися на прибуткових активах. Натомість, коли волатильність зростає, γ доцільно підвищувати - тоді система автоматично “розпорошує” капітал, роблячи структуру більш збалансованою і менш чутливою до ринкових шоків.

Таким чином, γ можна трактувати як адаптивний коефіцієнт, що реагує на ринкову напругу подібно до демпфера у технічних системах - чим сильніше коливання, тим більше опору. У табл. 37 подані орієнтири для налаштування коефіцієнту.

Таблиця 37

Орієнтири для налаштування γ

Сценарій ринку	Характеристика	Рекомендоване значення γ
Низька волатильність ($\sigma_m < 0.15$)	Стабільний ринок, трендове зростання	0.02–0.04
Помірна волатильність (0.15–0.25)	Баланс ризику та доходності	0.05–0.07
Висока волатильність ($\sigma_m > 0.25$)	Підвищені ризики, ринкові шоки	0.08–0.12

Джерело: авторська розробка

Збільшення γ у періоди нестабільності дає змогу зберегти диверсифікацію, зменшити вплив окремих ризикових активів і підтримувати портфель у межах допустимого рівня волатильності.

Навіть оптимальний портфель із часом потребує коригування, оскільки структура ваг поступово змінюється через різну динаміку цін. Для підтримання ефективності можна застосовувати комбінований підхід: планове календарне ребалансування (раз на місяць або квартал) і подійне, що активується у разі різкого зростання волатильності або просідання коефіцієнта Sharpe нижче 1.

Такий гібридний принцип дозволяє уникнути як надмірної частоти операцій, так і запізнілих реакцій на ринкові зміни.

З практичної точки зору, оптимальною вважається ситуація, коли система автоматично перевіряє поточний рівень σ_p та γ , і лише у випадку істотного відхилення (наприклад, збільшення ризику на 25% або більше) ініціює ребалансування. Це забезпечує баланс між стабільністю структури й оперативністю реагування.

У системі адаптивного управління моніторинг ефективності має охоплювати не лише дохідність, а й структурні показники стійкості. Серед них - коефіцієнти Sharpe і Sortino, β -портфеля, максимальне просідання (MDD) та динаміка γ . Їхнє комплексне відстеження дає змогу своєчасно виявляти зміни у поведінці портфеля, ще до появи критичних відхилень у прибутковості.

Як приклад, якщо волатильність ринку (σ_m) зростає на 20%, параметр γ автоматично підвищується з 0.05 до 0.09, що зменшує вагу криптоактивів і збільшує частку захисних інструментів. У результаті портфель зберігає стабільність навіть за умови короткострокового зниження ринкової ліквідності.

Отже, поєднання кластерної архітектури з адаптивним управлінням може створити саморегульовану інвестиційну систему, яка здатна підлаштовуватися до змін ринку без ручного втручання. Параметр γ виконує роль “термостата ризику”, а механізм ребалансування забезпечує повернення структури портфеля до рівноваги. У підсумку така система не лише підвищує ефективність управління капіталом, але й формує основу для майбутньої автоматизованої стратегії, що здатна навчатися на ринкових даних і підтримувати стабільність у режимі реального часу.

ВИСНОВКИ

У процесі дослідження було комплексно розглянуто теоретичні, методологічні та прикладні аспекти формування гібридного інвестиційного портфеля, що поєднує традиційні фінансові інструменти (акції, облігації, ETF) та альтернативні активи (зокрема криптовалюти). На основі аналізу сучасних підходів до управління портфельними інвестиціями доведено, що поява нових класів активів, зростання волатильності фінансових ринків і асиметричність реакцій різних сегментів економіки на макрофактори обумовлюють необхідність переходу від статичних моделей до динамічних, гібридних систем прийняття інвестиційних рішень.

Результати першого розділу показали, що класичні моделі, зокрема теорія ефективного портфеля Гаррі Марковіца та модель оцінки капітальних активів CAPM, заклали методологічний фундамент сучасної портфельної теорії, однак мають низку обмежень. Їхня статичність і залежність від історичних даних знижують релевантність у середовищі високої волатильності. Гіпотеза ефективного ринку, попри свою теоретичну значущість, не враховує поведінкових аномалій та макроекономічних шоків. Еволюція портфельних підходів, доповнена ідеями поведінкових фінансів та адаптивного управління, поступово призвела до формування гібридних концепцій, у межах яких поєднуються раціональні й стохастичні механізми прийняття рішень. У результаті узагальнення теоретичних положень було сформульовано методологічну тезу: ефективне управління портфелем у XXI столітті повинно ґрунтуватися не на пошуку “єдиного оптимуму”, а на балансі між стійкістю та адаптивністю.

Другий розділ заклав методологічну основу побудови гібридного інвестиційного портфеля. Було розроблено концептуальну модель, що передбачає послідовність етапів: збір і підготовка даних → обчислення показників інвестиційної привабливості активів → кластеризація → побудова

оптимізаційної моделі → оцінка ефективності. Така структура дозволила інтегрувати елементи математичної статистики, економетрії та оптимізаційного аналізу в єдину дослідницьку рамку. У межах цієї методології визначено систему кількісних показників, що характеризують активи за багатовимірними параметрами - середньою дохідністю, ризиком (σ та β -коефіцієнтами), стабільністю та максимальним просіданням (MDD). Для уніфікації даних застосовано стандартизацію Z-показників, що дало змогу порівняти активи з різних ринкових сегментів у спільному просторі ознак.

Застосування кластерного аналізу дозволило виокремити три групи активів: Кластер 0 - високоприбуткові та високоризикові активи, Кластер 1 - ринкові та технологічні активи, Кластер 2 - захисні та низькоризикові активи. Отримані кластери відображають типові профілі поведінки активів у координатах “ризик - дохідність” і стали основою для побудови гібридної логіки формування портфеля. Цей підхід продемонстрував здатність кластеризації не лише спрощувати вибір активів, а й виступати інструментом структурного аналізу ринку, що виявляє схожість і протилежність динаміки різних фінансових інструментів.

У третьому розділі на основі результатів кластеризації було розроблено оптимізаційну модель визначення ваг активів у межах гібридного портфеля. Метою моделі стала мінімізація ризику при досягненні заданої цільової дохідності. Розрахунки підтвердили, що за підвищення цільової дохідності до 20 % структура портфеля набуває більш агресивного характеру: частка криптоактивів збільшується приблизно до 12 %, «фондовий» кластер розширюється до близько 31 %, а захисні активи зберігають домінуючу частку - близько 56 %, забезпечуючи стабілізаційний ефект. При цьому волатильність портфеля ($\sigma_p \approx 0,1352$) залишається нижчою, ніж у більшості альтернативних стратегій, що свідчить про підвищення ефективності моделі.

Таким чином, гібридний підхід до формування інвестиційного портфеля продемонстрував кількісно підтверджену перевагу над традиційними статичними моделями. Його ефективність базується на трьох принципах:

1. *Диверсифікаційна асиметрія* - поєднання активів із різною кореляційною поведінкою створює антикризовий буфер і знижує загальну волатильність.
2. *Адаптивність структури* - портфель здатен змінювати ваги між стабільними та ризиковими активами залежно від фази ринку.
3. *Аналітична інтегрованість* - кластерний аналіз та оптимізація утворюють взаємодоповнювальну систему, що підвищує точність вибору активів.

Практична цінність отриманих результатів полягає у створенні алгоритмічної основи для побудови гібридних інвестиційних стратегій, які можуть використовуватися як у фінансовому консалтингу, так і в автоматизованих системах управління активами. Запропонований підхід надає інвесторам інструмент адаптації до ринкової нестабільності та раціонального перерозподілу активів без втрати контрольованості ризику.

Отримані результати підтверджують гіпотезу про те, що включення до портфеля як традиційних, так і альтернативних активів дозволяє знизити загальний ризик за рахунок диверсифікації та компенсаторного ефекту різних ринкових драйверів. Застосована система кількісних показників і метод кластерного аналізу показали високу аналітичну точність, що дає підстави рекомендувати їх для практичного використання у фінансовому моделюванні та стратегічному плануванні.

У підсумку, проведене дослідження дозволяє зробити такі узагальнені висновки:

- гібридна модель портфеля є ефективним інструментом підвищення стійкості інвестицій у нестабільному середовищі;
- кластеризація є доцільним етапом передоптимізаційного аналізу активів;
- оптимізаційна модель довела можливість досягнення заданого рівня дохідності при зменшенні ризику;

- інтеграція традиційних і альтернативних інструментів забезпечує стійку структуру портфеля навіть за умов підвищеної волатильності.

Перспективи подальших досліджень полягають у розширенні застосованої методології за рахунок використання методів машинного навчання, нейронних мереж та прогнозних моделей для покращення точності оцінки привабливості активів і моделювання їхньої поведінки в умовах змінного макроекономічного середовища. Подальший розвиток цієї теми відкриває можливості для створення адаптивних, самооновлюваних портфельних систем, здатних функціонувати в реальному часі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Антонов, В. О. (2024). *Прогнозування поведінки криптовалюти за допомогою технічного аналізу: Кваліфікаційна робота магістра. Чорноморський нац. ун-т ім. П. Могили.* Antonov, V. O. (2024). *Predicting Cryptocurrency Behavior Using Technical Analysis: Master's Thesis.* Black Sea National University.
2. Бойко, О. В. (2021). Використання методів кластерного аналізу для оцінки ризику інвестиційного портфеля. *Фінансові Дослідження, 4(36), 92–101.* Boyko, O. V. (2021). Using cluster analysis methods to assess the risk of an investment portfolio. *Financial Studies, 4(36), 92–101.*
3. Гур'янова, Л. С., Клебанова, Т. С., Сергієнко, О. А., & Прокопович, С. В. (2015). *Економетрика: Навчальний посібник.* Харків: ХНЕУ ім. С. Кузнеця. Guryanova, L. S., Klebanova, T. S., Sergienko, O. A., & Prokopovich, S. V. (2015). *Econometrics: Textbook.* Kharkiv: KhNEU. S. Kuznets.
4. Козьменко, С. М., & Васильєва, Т. А. (2015). *Фінансовий ринок і ризику: Теорія та практика управління.* Суми: УАБС НБУ. Kozmenko, S. M., & Vasilieva, T. A. (2015). *Financial Market and Risks: Theory and Practice of Management.* Sumy: UABS NBU.
5. Кононова, К. Ю. (2019). *Інтелектуальні системи аналізу даних: Навчальний посібник для підготовки докторів філософії спеціальностей «Економіка» та «Фінанси».* Харків: ХНУ ім. В. Н. Каразіна. Kononova, K. Y. (2019). *Intelligent Data Analysis Systems: A Textbook for the Training of Doctors of Philosophy in the Specialties "Economics" and "Finance".* Kharkiv: KhNU. V. N. Karazin.
6. Майорова, Т. В. (Ред.). (2012). *Інвестування: Практикум.* Київ: КНЕУ. Mayorova, T. V. (eds.). (2012). *Investing: Practicum.* Kyiv: KNEU.
7. Меркулова, Т. В., Даніч, В. М., Біткова, Т. В., & Дейнека, М. О. (2023). *Методичні рекомендації з підготовки випускної кваліфікаційної роботи*

- магістра*. Харків: ХНУ ім. В. Н. Каразіна.
Merkulova, T. V., Danich, V. M., Bitkova, T. V., & Deyneka, M. O. (2023). *Methodological recommendations for the preparation of the final qualification work of the master*. Kharkiv: KhNU. V. N. Karazin.
8. Мойсеєнко, І., Рєвак, І., Миськів, Г., & Чапляк, Н. (2019). *Інвестиційний аналіз*. Львів: Львівський державний університет внутрішніх справ.
Moiseenko, I., Revak, I., Myskiv, G., & Chapliak, N. (2019). *Investment analysis*. Lviv: Lviv State University of Internal Affairs.
 9. Пересада, А. А. (2008). *Інвестиційний аналіз*. Київ: КНЕУ.
Peresada, A. A. (2008). *Investment Analysis*. Kyiv: KNEU.
 10. Рєвак, І. О., & Миськів, Г. Я. (2020). Аналіз ефективності інвестиційних проєктів в умовах невизначеності. *Економічний Вісник ЛьвДУВС*, (2), 54–63.
Revak, I. O., & Myskiv, G. Y. (2020). Analysis of the effectiveness of investment projects under conditions of uncertainty. *Economic Bulletin of LvSUUA*, (2), 54–63.
 11. Талеб, Н. Н. (2021). *Чорний лебідь: Вплив надзвичайно малоймовірних подій*. Київ: Наш Формат.
Taleb, N. N. (2021). *Black Swan: Exposure to extremely unlikely events*. Kyiv: Our format.
 12. Хомищенко, І. С. (2025). Розробка моделей формування гібридного інвестиційного портфеля. *XIII Всеукраїнська Науково-Практична Конференція, Форум Молодих Економістів-Кібернетиків «Моделювання Економіки: Проблеми, Тенденції, Досвід»*, м. Львів, 21-22 листопада 2025 р.
Khomysenko, I. S. (2025). Development of models for the formation of a hybrid investment portfolio. *XIII All-Ukrainian Scientific and Practical Conference, Forum of Young Cybernetic Economists "Modeling the Economy: Problems, Trends, Experience"*, Lviv, November 21-22, 2025
 13. Чайковська, М. П. (2016). *Інвестування: Підручник*. Одеса: Одеський національний університет імені І. І. Мечникова.

- Tchaikovska, M. P. (2016). *Investing: Textbook*. Odesa: Odessa I. I. Mechnikov National University.
14. Amenc, N., Goltz, F., Martellini, L., & Retkowsky, P. (2011). Efficient multi-asset investment strategies. *The Journal of Portfolio Management*.
 15. Andersson, E., Kkratz, M., & Nilsson, B. (2014). Multi-asset portfolio optimization and diversification. *Journal of Asset Management*.
 16. Baur, D. G., Hong, K., & Lee, A. D. (2018). Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 54, 177–189. DOI: 10.1016/j.intfin.2017.12.004
 17. Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2018). *Investments* (12th ed.). New York: McGraw-Hill Education.
 18. Brière, M., Oosterlinck, K., & Szafarz, A. (2015). Virtual currency, tangible return: Portfolio diversification with bitcoin. *Journal of Asset Management*, 16(6), 365–373. DOI: 10.1057/jam.2015.4
 19. CoinGecko. (2025). *Historical Cryptocurrency Data*. Retrieved from <https://www.coingecko.com/uk>
 20. CoinMarketCap. (2025). *Historical Cryptocurrency Data*. Retrieved from <https://coinmarketcap.com/>
 21. Conlon, T., & McGee, R. (2020). Safe haven or risky hazard? Bitcoin during the COVID-19 crisis. *Finance Research Letters*, 35, 101607. DOI: 10.1016/j.frl.2020.101607
 22. Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A., & Yarovaya, L. (2019). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, 62, 182–199. DOI: 10.1016/j.irfa.2018.09.003
 23. CryptoCompare. (2025). *Historical Cryptocurrency Data*. Retrieved from <https://www.cryptocompare.com/>
 24. Damodaran, A. (2012). *Investment Valuation: Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset* (3rd ed.). New York: Wiley Finance.
 25. De Prado, M. L. (2018). *Advances in Financial Machine Learning*. Wiley.

26. Dyhrberg, A. H. (2016). Hedging capabilities of Bitcoin. *Finance Research Letters*.
27. Fabozzi, F., Gupta, F., & Markowitz, H. (2002). The Legacy of Modern Portfolio Theory. *Journal of Investing*.
28. Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417. DOI: 10.2307/2325486
29. Federal Reserve Economic Data (FRED). (2025). *Macroeconomic Indicators*. Retrieved from <https://fred.stlouisfed.org/>
30. Hull, J. C. (2018). *Options, Futures and Other Derivatives* (10th ed.). Pearson Education Limited.
31. Investing.com. (2025). *Financial Market Data*. Retrieved from <https://www.investing.com/>
32. Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291.
33. Kim, T., & Lee, H. (2015). Hybrid portfolio optimization using machine learning and statistical models. *Expert Systems with Applications*.
34. Larsen, G., & Mikkelsen, K. (2017). Adaptive asset allocation. *Journal of Investment Strategies*.
35. Liu, Y., & Tsyvinski, A. (2018). Risks and returns of cryptocurrency. *Review of Financial Studies*.
36. Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x
37. Meucci, A. (2005). *Risk and Asset Allocation*. Springer.
38. Platanakis, E., & Urquhart, A. (2019). Should investors include Bitcoin in their portfolios? A portfolio optimization approach. *British Accounting Review*.
39. Ross, S. A. (1976). The arbitrage theory of capital asset pricing. *Journal of Economic Theory*, 13(3), 341–360.
40. Schneeweis, T., Karavas, V., & Georgiev, G. (2002). Alternative Investments and Portfolio Construction. *The Journal of Alternative Investments*.

41. Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425–442. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x
42. Shiller, R. J. (2003). From efficient markets theory to behavioral finance. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 83–104. DOI: 10.1257/089533003321164967
43. Varghese, B., & Babu, C. (2019). Clustering-based portfolio optimization. *Procedia Computer Science*.
44. Yahoo Finance. (2025). *Historical Stock and ETF Data*. Retrieved from <https://finance.yahoo.com/>