

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

На правах рукопису
УДК 303.732.4

До захисту допущено
Завідувач кафедри ММСА

_____ Оксана ТИМОЩУК

«___» _____ 2024 р.

Магістерська дисертація

На здобуття ступеня магістра

за освітньо-професійною програмою «Системний аналіз фінансового ринку»
зі спеціальності 124 Системний аналіз

на тему: «Підхід до прийняття торгових рішень на основі оптимізації
інвестиційного портфеля»

Виконав:

Студент 2 курсу, групи КА-32мп
Кіріянов Іван Олексійович

Науковий керівник:

Старший викладач кафедри ММСА, к.т.н.,
Савастьянов Володимир Володимирович

Рецензент:

Старший науковий співробітник ІТГП,
доцент, д.т.н. Терентьев Олександр Миколайович

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань

Студент:

Київ - 2024

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 124 «Системний аналіз»

Освітньо-професійною програмою «Системний аналіз фінансового ринку»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри ММСА

_____ Оксана ТИМОЩУК

« ____ » _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Кіріянову Івану Олексійовичу

1. Тема дисертації: «СППР оцінювання кредитних ризиків», науковий керівник дисертації Савастьянов Володимир Володимирович, старший викладач кафедри ММСА, к.т.н., затверджені наказом по університету від «07» листопада 2024 р. № 5001-с
2. Строк подання студентом дисертації: 02.12.2024.
3. Об'єкт дослідження: ринкові дані курсів криптовалют за останні 5 років.
4. Предмет дослідження: методи аналізу та оптимізації інвестиційного портфеля.
5. Перелік завдань, які потрібно зробити:
 - 1) описати задачу несплати кредитів клієнтами;
 - 2) проаналізувати різні методи аналізу та оптимізації інвестиційного портфеля;
 - 3) описати принцип роботи моделей та підходи до оцінювання їх адекватності;
 - 4) виконати порівняльний аналіз роботи різних методів аналізу та оптимізації інвестиційного портфеля;
 - 5) проаналізувати результати обчислювальних експериментів;
 - 6) розробити стартап-проект виведення на ринок результатів дослідження.
6. Перелік графічного (ілюстративного матеріалу): презентація
7. Орієнтовний перелік публікацій:

Кіріянов І. О., Савастьянов В. В. Підхід до прийняття торгових рішень на основі оптимізації інвестиційного портфеля. Системні науки та інформатика: збірник доповідей III Всеукраїнської науково-практичної конференції «Системні науки та інформатика», 25–29 листопада 2024 року, Київ. К., НН ІПСА КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2024, 8 с.

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

9. Дата видачі завдання: 02.09.2024

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Затвердження теми магістерської дисертації та огляд технічної літератури	02.09.2024-09.09.2024	Виконано
2	Формулювання об'єкта, предмета, мети, актуальності та практичної значущості результатів	09.09.2024-16.09.2024	Виконано
3	Перший розділ. Теоретичні дані	16.09.2024-30.09.2024	Виконано
4	Другий розділ. Постановка задачі	30.09.2024-07.10.2024	Виконано
5	Визначення статистичного набору даних, його початкова підготовка	07.10.2024-14.10.2024	Виконано
6	Проведення експериментів, та аналіз отриманих результатів	14.10.2024-28.10.2024	Виконано
7	Третій розділ. Реалізація програмного забезпечення	28.10.2024-11.11.2024	Виконано
8	Четвертий розділ. Розробка стартап-проекту	11.11.2024-18.11.2024	Виконано
9	Висновки по роботі та перспективи подальших досліджень	18.11.2024-.25.11.2024	Виконано
10	Оформлення магістерської дисертації	25.11.2024-02.12.2024	Виконано

Студент

_____ Іван КІРІЯНОВ

Науковий керівник дисертації

_____ Володимир САВАСТЬЯНОВ

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 82 с., 14 рис., 21 табл., 3 дод., 19 джерел.

ПОРТФЕЛЬНА ОПТИМІЗАЦІЯ, CVAR, HPR, МЕТОД РІВНИХ ВАГ,
МІНІМАЛЬНА ДИСПЕРСІЯ, КОЕФІЦІЄНТ ШАРПА, MVP, BTC.

Мета роботи: розробка програми для отримання інформації про аналіз та оптимізацію інвестиційного портфеля, а також проведення порівняльного аналізу різних методів портфельної оптимізації.

Об'єкт дослідження: ринкові дані курсів криптовалют за останні 5 років.

Предмет досліджень: методи аналізу інвестиційного портфеля такі як бета коефіцієнт, модель оцінки капітальних активів (CAPM), коефіцієнт Шарпа, коефіцієнт Трейнора, M2 (модель Модільяні-Міллера), альфа Дженсена, показник співвідношення інформації та коефіцієнт Сортіно, а також такі методи оптимізації інвестиційного портфелю як коефіцієнт Шарпа, ієрархічний паритет ризиків (HPR), умовна вартість під ризиком(CVaR), мінімальна дисперсія (Min Var) та метод рівних ваг (Equal Weight).

Для реалізації програмного продукту було обрано мову програмування Python 3.9 та середовище розробки Jupyter Notebook.

ABSTRACT

Master's thesis: 82 p., 14 fig, 21 tables, 3 appendices, 19 references.

PORTFOLIO OPTIMIZATION, CVAR, HRP, METHOD OF EQUAL WEIGHTS, MINIMUM VARIANCE, SHARP RATIO, MVP, BTC.

Purpose: to develop a program for obtaining information on the analysis and optimization of an investment portfolio, as well as to conduct a comparative analysis of various methods of portfolio optimization.

Object of research: market data of cryptocurrency rates for the last 5 years.

Subject of research: methods of investment portfolio analysis such as beta coefficient, capital asset pricing model (CAPM); Sharpe ratio, Traynor coefficient, M2 (Modellian-Miller model), Jensen's alpha, information ratio and Sortino coefficient, as well as methods of investment portfolio optimization such as Sharpe ratio, hierarchical risk parity (HRP), conditional value at risk (CVaR), minimum variance (Min Var) and the method of equal weights (Equal Weight).

The software product is implemented using the Python 3.9 programming language in the Jupyter Notebook development environment.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ І СКОРОЧЕНЬ.....	8
ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ДАНІ.....	10
1.1 Аналіз та оптимізація інвестиційного портфеля.....	10
1.2 Коефіцієнт Шарпа	15
1.3 Оптимізація за допомогою ієрархічного паритету ризиків	18
1.4 Оптимізація за допомогою умовної вартості під ризиком	22
1.5 Оптимізація портфеля з мінімальною дисперсією	24
1.6 Оптимізація портфеля за допомогою рівних ваг	26
1.7 Висновки до розділу 1	27
РОЗДІЛ 2 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ	28
2.1 Огляд вхідних даних для розв’язання поставленої задачі	28
2.2 Підхід до оптимізації інвестиційного портфеля	29
2.3 Висновки до розділу 2	31
РОЗДІЛ 3 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ	32
3.1 Результат роботи програми аналізу інвестиційного портфеля	32
3.2 Результати роботи програми оптимізації інвестиційного портфеля	35
3.3 Висновки до розділу 3	40
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА ВЛАСНОГО СТАРТАП ПРОЕКТУ	41
4.1 План розробки стартапу та масштабування його на ринок	41
4.2 Опис ідеї стартап-проекту	42
4.3 Технологічний аудит ідеї проекту	44
4.4 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту	46
4.5 Розроблення ринкової стратегії стартап-проекту	53

4.6 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту	55
4.7 Висновки до розділу 4	56
ВИСНОВКИ	57
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	58
ДОДАТОК А. ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ АНАЛІЗУ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ.....	61
ДОДАТОК Б. ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ ОПТИМІЗАЦІЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ	68
ДОДАТОК В ДОПОВІДЬ У ВИГЛЯДІ ПРЕЗЕНТАЦІЇ.....	76

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ І СКОРОЧЕНЬ

CAPM – модель оцінки капітальних активів (capital asset pricing model)

MPT – сучасна теорія портфеля Гаррі Марковіца (modern portfolio theory)

BTC – криптовалюта біткоїн

ETH – криптовалюта етеріум

BNB – криптовалюта binance coin

ADA – криптовалюта Cardano

SOL – криптовалюта солана (soland)

USDT – криптовалюта, яка прив'язана до вартості фіатної валюти, як правило, долара США (United States Dollar Tether)

CVaR – умовна вартість під ризиком (conditional value-at-risk)

HRP – ієрархічний паритет ризиків (hierarchical risk parity)

MVP – портфель з мінімальною дисперсією (minimum variance portfolio)

ВСТУП

У сучасному світі інвестиції є невід'ємною частиною економічного розвитку як окремих осіб, так і підприємств. Оптимізація інвестиційного портфеля є ключовим завданням для забезпечення максимальної віддачі при мінімальному ризику. Класична теорія портфельної оптимізації, розроблена Гаррі Марковіцем, стала основою для багатьох інвестиційних стратегій. Однак, у реальному світі інвестори часто стикаються з невизначеністю та нечіткістю в оцінках ризиків та доходів. Нечітка логіка та методи штучного інтелекту дозволяють обробляти невизначені дані і створювати більш гнучкі моделі.

Управління інвестиційним портфелем це наука про створення та управління диверсифікованим портфелем активів для досягнення конкретних фінансових цілей, забезпечуючи баланс між ризиком і прибутковістю. Хоча традиційні моделі оптимізації портфеля зосереджені переважно на фінансових аспектах, таких як очікувана дохідність і ризик, врахування соціальної та поведінкової динаміки надає більш повне розуміння інвестиційного ландшафту [1].

Аналіз та оптимізація портфеля є важливими аспектами сучасної теорії портфеля та інвестиційного менеджменту. Портфельний аналіз оцінює характеристики ризику та дохідності набору активів, тоді як оптимізація портфеля має на меті максимізувати дохідність при заданому рівні ризику або мінімізувати ризик. Сучасна теорія портфеля Гаррі Марковіца формує основу для оптимізації портфеля, наголошуючи на диверсифікації та поєднанні активів з різними характеристиками ризику та дохідності [2]. Такі методи, як оптимізація середньої дисперсії, паритет ризику та факторне інвестування, використовуються для побудови портфелів, які узгоджуються з уподобаннями інвесторів щодо ризику та цілями дохідності, забезпечуючи ефективну побудову портфеля.

РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ДАНІ

1.1 Аналіз та оптимізація інвестиційного портфеля

Інвестиційний портфель – це збалансована комбінація реальних і фінансових активів, створена для реалізації інвестиційної стратегії. Інвестори вважають за краще розподіляти свої інвестиції між кількома фінансовими інструментами. Інвестиційний портфель складається з різноманітних основних засобів, які управляються як єдине ціле. Інвестиційний портфель – це набір інструментів, вибраних для розміщення капіталу відповідно до стратегічних вимог інвестора. Портфель криптовалют – це інвестиція в криптовалюту, яка спеціально структурована з метою управління криптовалютою як єдиною одиницею.

Однією з головних цілей портфеля є збільшення доходів і мінімізація всіх можливих ризиків. Аналіз та оптимізація нечітких інвестиційних портфелів є дуже важливими. Портфель криптовалют формується після визначення цілей інвестиційної стратегії, визначення пріоритетів формування портфеля та оптимізації співвідношення розподілу інвестиційних ресурсів між різними видами портфелів. Ризик портфеля можна розглядати як можливість виникнення ситуації, яка може спричинити збитки для інвестора в результаті інвестування в криптовалюту або залучення ресурсів для його формування. Ризик стосується як загальних причин і факторів, так і конкретних видів криптовалют. У зв'язку з різноманітністю ризиків інвестування в криптовалюту вони визначаються як кількість основних ризиків, яким піддається інвестор при купівлі та зберіганні криптовалюти [3].

Основною метою формування інвестиційного портфеля є досягнення стратегічних фінансових цілей компанії шляхом вибору найбільш

прибуткових і надійних фінансових інструментів. Для досягнення високого довгострокового темпу зростання інвестованого капіталу рекомендується зменшити накопичення приросту капіталу в поточному періоді. Ці процентні ставки змінюються залежно від рівня інвестиційного ризику. Через потребу в ліквідності портфеля може бути важко включити як високоприбуткові, так і низькоризикові фінансові інструменти.

Для аналізу інвестиційного портфеля будемо використовувати наступні метрики:

- бета коефіцієнт;
- модель оцінки капітальних активів (САРМ);
- коефіцієнт Шарпа;
- коефіцієнт Трейнора;
- М2 (модель Модільяні-Міллера);
- альфа Дженсена;
- показник співвідношення інформації;
- коефіцієнт Сортино.

Бета-коефіцієнт можна використовувати для порівняння волатильності активу з волатильністю всього ринку. Наприклад, бета-коефіцієнт може бути використаний для визначення прогнозованої прибутковості інвестицій в актив. Він розраховується на основі волатильності активу по відношенню до ринку.

Таким чином, бета-коефіцієнт використовується для оцінки того, скільки ризику додасть певна інвестиція до поточного портфеля, а не для вимірювання ризику інвестицій в окремий актив. Пайові інвестиційні фонди, наприклад, можуть використовувати бета-коефіцієнт, щоб дослідити, наскільки ризикованим буде додавання певного фінансового інструменту до їхнього інвестиційного портфеля. Таким чином, на основі профілю ризику певного портфеля, коефіцієнт бета може допомогти користувачам визначити, які активи їм варто придбати. Бета-коефіцієнт інтерпретується шляхом

вимірювання того, чи є він вищим за 1 або нижчим за неї. Це відбувається тому, що бета дорівнював би 1, якби порівнювалися всі інвестиційні активи. Однак, якщо ми порівнюємо конкретний актив з ринком, бета-коефіцієнт, ймовірно, буде вищим або нижчим за 1. Коли бета вища за 1, це означає, що актив є волатильним, а його цінові коливання відповідають ринковим. Однак, коли бета менше 1, це може вказувати на меншу волатильність, або на те, що коливання ціни активу менше відповідають ринковим коливанням. Однак бета також може використовуватися як міра ризику, яка порівнює ризик інвестиції з еталонним показником. Еталоном може бути широкий ринковий індекс або певний портфель. Наприклад, ми можемо використовувати біткоїн як еталон для визначення бета-ставки для SOL у зв'язку з ціною і волатильністю біткоїна. Крім того, волатильність біткоїна можна порівняти з фондовими ринками або ринками золота, що дасть уявлення про кореляцію біткоїна з традиційними фінансовими ринками [4].

Модель оцінки капітальних активів (CAPM) – це модель, яка описує взаємозв'язок між очікуваним доходом і ризиком інвестування в цінні папери. Вона показує, що очікувана дохідність цінного паперу дорівнює безризиковій дохідності плюс премія за ризик, яка базується на бета-коефіцієнті цього цінного паперу. CAPM розраховується за формулою:

$$R_a = R_{rf} + [B_a \cdot (R_m - R_{rf})], \quad (1.1)$$

де R_a – очікувана дохідність цінного паперу;

R_{rf} – безризикова ставка;

B_a – бета цінного паперу;

R_m – очікувана дохідність ринку.

Формула CAPM використовується для розрахунку очікуваної дохідності активу. Вона базується на ідеї систематичного ризику (інакше відомого як ризик, що не диверсифікується), який інвестори повинні

компенсувати у вигляді премії за ризик. При інвестуванні інвестори бажають отримати вищу премію за ризик, коли беруть на себе більш ризиковані інвестиції [5].

Коефіцієнт Трейнора, також відомий як співвідношення винагороди до волатильності, – це показник ефективності, який визначає, скільки надлишкового прибутку було отримано на кожен одиницю ризику, взяту на себе портфелем. Надлишковий дохід у цьому сенсі означає дохід, отриманий понад дохід, який можна було б отримати від безризикової інвестиції. Хоча дійсно безризикових інвестицій не існує, казначейські векселі часто використовуються для представлення безризикової дохідності в коефіцієнті Трейнора. Коефіцієнт Трейнора був розроблений Джеком Трейнором, американським економістом, який був одним з винахідників моделі оцінки капітальних активів (САРМ).

Коефіцієнт Трейнора розраховується за формулою:

$$K_T = \frac{r_p - r_f}{\beta_p}, \quad (1.2)$$

де K_T – коефіцієнт Трейнора;

r_p – дохідність портфеля;

r_f – безризикова ставка;

β_p – бета портфеля.

По суті, коефіцієнт Трейнора - це показник дохідності, скоригований на систематичний ризик. Він показує, скільки доходу принесла інвестиція, наприклад, портфель акцій, пайовий інвестиційний фонд або біржовий фонд, з урахуванням ризику, на який була прийнята інвестиція [6].

M2 (Модель Модільяні-Міллера) – це показник, який коригує дохідність портфеля на ризик, особливо у порівнянні з еталонним показником. Він схожий на коефіцієнт Шарпа, але призначений для використання, коли еталоном є ринковий індекс. М-квадрат враховує систематичний ризик

портфеля і порівнює його з систематичним ризиком базового індексу. М-квадрат дає змогу оцінити дохідність портфеля, скориговану на ризик, відносно певного еталонного показника. Він допомагає оцінити ефективність роботи інвестиційних менеджерів та їхню здатність генерувати дохідність у співвідношенні з ризиком, який вони беруть на себе [7].

У фінансах *альфа Дженсена*, названа на честь економіста Майкла Дженсена, – це скоригований на ризик показник ефективності, який оцінює прибутковість інвестиції або портфеля відносно очікуваної прибутковості з урахуванням рівня систематичного ризику, що вимірюється бета-коефіцієнтом. Альфа Дженсена розраховується за допомогою моделі оцінки капітальних активів (САРМ) і виражається як надлишкова дохідність інвестиції понад ту, яку можна було б очікувати, враховуючи її бета-ризик і ринкову дохідність. Альфа Дженсена є мірою дохідності портфеля, скоригованої на ризик, враховуючи систематичний ризик портфеля, а також безризикову ставку дохідності [8].

Інформаційний коефіцієнт (ІК) – це показник, який використовується для оцінки кваліфікації інвестиційного аналітика або активного портфельного менеджера. Інформаційний коефіцієнт показує, наскільки точно фінансові прогнози аналітика відповідають фактичним фінансовим результатам. ІК може коливатися від 1 до -1, де -1 означає, що прогнози аналітика не мають жодного відношення до фактичних результатів, а 1 означає, що прогнози аналітика ідеально збіглися з фактичними результатами [9].

Коефіцієнт Сортіно – це показник коригування на ризик, який використовується для визначення додаткового доходу на кожну одиницю ризику зниження. Він обчислюється шляхом знаходження різниці між середньою ставкою дохідності інвестиції та безризиковою ставкою. Потім результат ділиться на стандартне відхилення від'ємної дохідності. В ідеалі, перевага надається високому коефіцієнту Сортіно, оскільки він вказує на те, що інвестор отримає вищий дохід на кожну одиницю негативного ризику.

Якщо ви плануєте інвестувати, не варто концентруватися лише на нормі прибутку. Буде краще, якщо ви також врахуєте пов'язаний з нею рівень ризику. Ризик – це ймовірність того, що фінансові показники активу або цінного паперу будуть відрізнятися від очікуваних [10].

1.2 Коефіцієнт Шарпа

У роботі на будь-яких фінансових ринках важливий розрахунок ефективності інвестицій. Особливо цікавить це питання інвесторів. Кожен з них може зібрати практично нескінченну безліч портфельів, тому потрібен доступний інструмент для їхнього оцінювання та порівняння. На практиці для цього використовують кілька показників, але, мабуть, найвідоміший і найпопулярніший серед них – коефіцієнт Шарпа.

Коефіцієнт Шарпа (Sharp Ratio) – показник, розроблений американським ученим-економістом, лауреатом Нобелівської премії з економіки Вільямом Ф. Шарпом. Він став важливим доповненням (деякою мірою – значущою частиною) портфельної теорії Марковіца. Коефіцієнт Шарпа показує, яку дохідність приносять інвестиції на кожну одиницю ризику. Таке розуміння цього показника дає змогу легко порівнювати різні варіанти інвестування, портфелі тощо.

Наприклад, кожному зрозуміло, що з двох портфельів з однаковою прибутковістю кращий той, у якого ризику нижчі. І навпаки, під час порівняння портфельів з однаковими рівнями ризику кращим виглядає той, що має вищу прибутковість. Однак на практиці прибутковість і ризику за різними варіантами інвестицій збігаються вкрай рідко. Тому для оцінки та порівняння потрібна деяка відносна величина. Саме такою величиною і є коефіцієнт Шарпа.

Для тих, хто знайомий з портфельною теорією Марковіца, розрахунок коефіцієнта Шарпа не складає труднощів. У загальному випадку для цього використовують формулу:

$$SR = \frac{E(P_p - P_b)}{\sigma}, \quad (1.3)$$

де SR – коефіцієнт Шарпа;

P_p і P_b – відповідно, дохідності портфеля і безризикового еталона;

$E(P_p - P_b)$ – очікування отримання додаткової, порівняно з еталоном, дохідності (премія за ризик);

σ – ризик портфеля.

Оскільки спочатку показник мав доповнювати теорію Марковіца, під час його розрахунку застосовуються ті самі спрощення:

замість очікування прибутковості розраховується різниця між прибутковістю портфеля і безризикового еталона за досліджуваний період;

як міру ризику приймають волатильність – середньоквадратичне (стандартне) відхилення прибутковості.

Відповідно, формула дещо спрощується:

$$SR = P_p - \frac{P_b}{\sigma_p}, \quad (1.4)$$

де SR – коефіцієнт Шарпа;

P_p і P_b – відповідно, дохідності портфеля і безризикового еталона;

σ_p – волатильність портфеля (стандартне відхилення дохідності за досліджуваний період).

Якщо ж портфель тільки формується, оцінка його ефективності на історії та прогнозування показників ускладнюються. У деяких джерелах описується методика, згідно з якою прибутковість і ризик портфеля розраховуються як середньозважена величина показників його складових.

Наведемо приклад обчислень, що ілюструє такий підхід.

У портфелі є акції компанії ABC з прибутковістю 4% річних, ризиком протягом року 6% і вагою 0,4 та акції компанії KLM із прибутковістю 6% річних, ризиком 5% і вагою 0,6.

Прибутковість портфеля становитиме $4\% \times 0,4 + 6\% \times 0,6 = 5,2\%$. При цьому ризик $6\% \times 0,4 + 5\% \times 0,6 = 5,4\%$. Такий варіант був би справедливим, якби котирування обох цінних паперів змінювалися синхронно, але в різних діапазонах. Утім, з таким розрахунком загальної прибутковості за показниками для кожної акції, включеної до портфеля, можна погодитися. З ризиками все трохи інакше.

Правильний варіант їхнього розрахунку враховує кореляцію між активами. Так, портфельна теорія однозначно говорить, що високий коефіцієнт кореляції між активами призводить до зростання ризику, а низький – до його зменшення. Загальний ризик визначається з урахуванням коваріації. Такий підхід дає результати, що істотно відрізняються від спрощеного, який враховує тільки ваги активів.

Значення коефіцієнта Шарпа можуть лежати в широких межах. При цьому ефективність інвестицій оцінюється таким чином.

1. Негативна величина – неприйнятний варіант, прибутковість портфеля або активу нижча за безризиковий еталон. У цьому разі інвестору краще вкласти кошти в актив, який представляє бенчмарк, наприклад, на депозит у банк або ОФЗ.
2. Показник у межах від 0 до 1 – вкладення з дуже низькою ефективністю і високим ризиком. Варто замінити частину активів у портфелі або, якщо йдеться про один інструмент, подумати про вибір іншого. Інвестувати таким чином можна, якщо немає альтернативи.
3. Показник понад 1. Результат з високою ймовірністю отримати хорошу прибутковість за прийняттого рівня ризику. Свідчить про те, що ризики інвестора окупаються. Норма для вибору ефективного

портфеля саме така.

4. Коефіцієнт більше 3. Відмінний рівень, який показує, що ймовірність отримання збитку від інвестицій не перевищує 1%. При цьому слід пам'ятати, що аналіз ведеться на історії, і досягнення такого результату не гарантоване [11].

1.3 Оптимізація за допомогою ієрархічного паритету ризиків

Ієрархічний паритет ризиків (HRP) – це метод розподілу портфеля у фінансах, який має на меті оптимізувати співвідношення ризику та доходності портфеля. Він базується на ідеї диверсифікації та паритету ризиків, що означає, що кожен актив у портфелі повинен вносити рівний внесок у загальний ризик портфеля. У HRP активи групуються у кластери на основі їхньої кореляції один з одним. Потім алгоритм обчислює внесок кожного кластера в ризик і розподіляє капітал між кластерами таким чином, щоб вирівняти їхні внески в ризик. Цей підхід спрямований на створення більш збалансованого та диверсифікованого портфеля, що потенційно знижує загальний ризик портфеля, зберігаючи або покращуючи його очікувану доходність.

У 2016 році доктор Маркос Лопес де Прадо представив алгоритм ієрархічного паритету ризиків (HRP) для оптимізації портфеля. До цього сучасна теорія портфеля Гаррі Марковіца (Modern Portfolio Theory, MPT) використовувалася як галузевий еталон для оптимізації портфеля. MPT була дивовижним досягненням у галузі оптимізації портфелів та управління ризиками, за що Гаррі Марковіц отримав Нобелівську премію. Однак, незважаючи на свою математичну обґрунтованість, він не здатен створювати оптимальні портфелі, які могли б працювати в реальних умовах. Це можна

пояснити двома різними причинами:

Він передбачає оцінку дохідності для певного набору активів. У реальному житті точно оцінити дохідність набору активів дуже складно, і навіть невеликі помилки в оцінці можуть призвести до неоптимальних результатів.

Методи оптимізації за середньою дисперсією передбачають інверсію коваріаційної матриці для набору активів. Така інверсія матриці робить алгоритм чутливим до волатильності ринку і може сильно змінити результати при невеликих змінах у кореляціях.

Алгоритм HRP має на меті вирішити деякі з цих проблем за допомогою нового підходу, заснованого на понятті ієрархії. Цей алгоритм обчислюється в три основні етапи.

1. Ієрархічна кластеризація – розбиває наші активи на ієрархічні кластери.
2. Квазі-діагоналізація – реорганізує коваріаційну матрицю, розміщуючи схожі активи разом.
3. Рекурсивна бісекція – кожному активу в нашому портфелі присвоюються ваги.

Ієрархічна кластеризація

Ієрархічна кластеризація використовується для розміщення наших активів у кластери, запропоновані даними, а не попередньо визначеними метриками. Це гарантує, що активи в певному кластері зберігають схожість. Мета цього кроку – побудувати ієрархічне дерево, в якому всі наші активи будуть згруповані на різних рівнях. Концептуально це може бути важко зрозуміти, тому ми можемо візуалізувати це дерево за допомогою дендрограми.

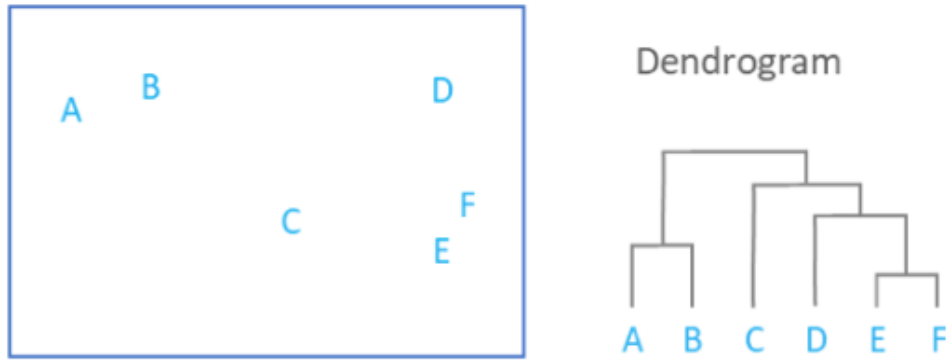


Рисунок 1.1 – Результати процесу ієрархічної кластеризації відображаються у вигляді дендрограми [12]

На рисунку 1.1 показано результати ієрархічної кластеризації за допомогою дендрограми. Оскільки квадрат, що містить наші активи A-F, демонструє схожість між ними, ми можемо зрозуміти, як активи кластеризовані. Пам'ятайте, що ми використовуємо агломеративну кластеризацію, яка передбачає, що кожна точка даних на початку є окремим кластером. Спочатку активи E та F кластеризуються разом, оскільки вони є найбільш схожими. Після цього відбувається кластеризація активів A і B. З цього моменту алгоритм кластеризації включає актив D (а згодом і актив C) до першої пари активів E і F. Нарешті, пара активів A і B кластеризується з рештою активів на останньому кроці.

Ми можемо візуально побачити відстань між кожним активом, але наш алгоритм не може. Існує кілька широко використовуваних методів для обчислення міри відстані/подібності в даному алгоритмі:

- 1) одиничний зв'язок – відстань між двома кластерами, тобто мінімальна відстань між будь-якими двома точками в кластерах;
- 2) повний зв'язок – відстань між двома кластерами є максимальною з відстаней між будь-якими двома точками в кластерах;
- 3) середній зв'язок – відстань між двома кластерами дорівнює середньому значенню відстані між будь-якими двома точками в кластерах;

4) метод Уорда – відстань між двома кластерами є збільшенням квадрата помилки від часу об'єднання двох кластерів.

На щастя, можна легко реалізувати кожен алгоритм зв'язування в бібліотеці PortfolioLab, що дозволяє нам швидко порівнювати результати між собою.

Квазі-діагоналізація

Після того, як всі наші активи згруповані в ієрархічне дерево, ми можемо виконати крок квазідіагоналізації в нашому алгоритмі. На цьому кроці ми переставляємо рядки та стовпці коваріаційної матриці активів таким чином, щоб розмістити схожі активи разом, а несхожі – далі один від одного. Після завершення цього кроку матриця коваріацій перегрупується таким чином, що більші коваріації в нашій матриці розміщуються вздовж діагоналі, а менші – навколо цієї діагоналі. Оскільки позадіагональні елементи не є повністю нульовими, це називається квазідіагональною коваріаційною матрицею.

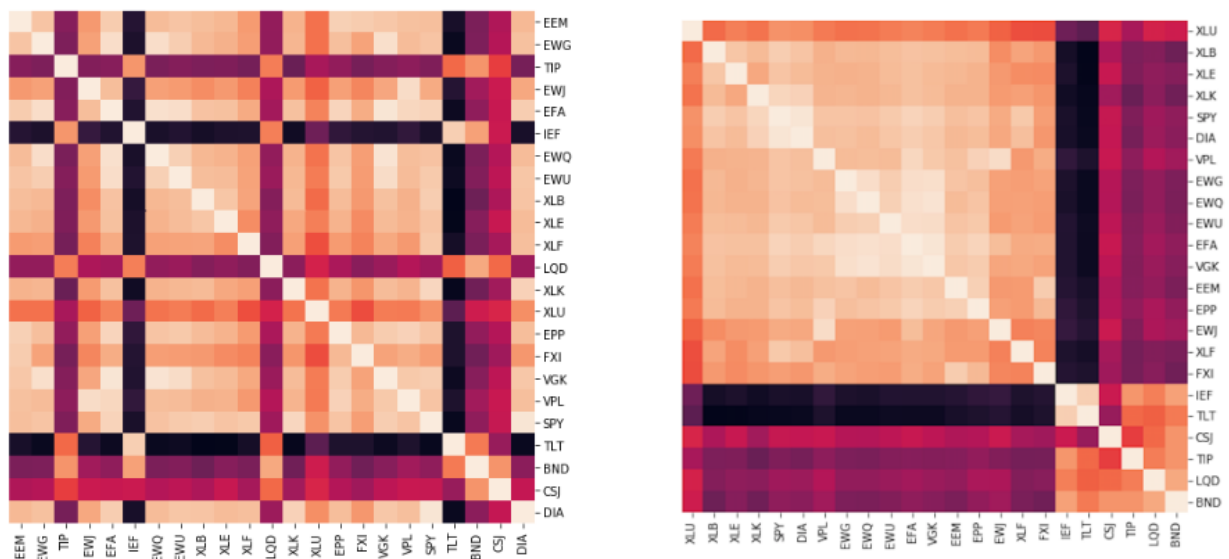


Рисунок 1.2 – Вигляд матриці коваріацій до та після квазідіагоналізації [12]

На рисунку 1.2 видно, що некластеризована матриця показує кластери активів у невеликих підрозділах нашої матриці, тоді як після квазідіагоналізації наша структура кластеризації стає набагато більш

помітною. На цьому етапі нашого алгоритму всі наші активи були згруповані в ієрархічне дерево, і наша коваріаційна матриця була відповідно перегрупована.

Рекурсивна бісекція

Рекурсивне розбиття – це останній і найважливіший крок у нашому алгоритмі. На цьому кроці фактичні ваги портфеля присвоюються нашим активам рекурсивно зверху вниз.

Наприкінці першого кроку ми отримали велике ієрархічне дерево з одним гігантським кластером і наступними кластерами, вкладеними один в одного. Виконуючи цей крок, ми розбиваємо кожен кластер на підкластери, починаючи з найбільшого кластера і рухаючись по дереву зверху вниз. Рекурсивне розбиття використовує нашу квазідіагональну коваріаційну матрицю для рекурсивного розбиття на кластери, припускаючи, що для діагональної матриці найоптимальнішим розподілом є обернений дисперсійний розподіл.

Однією з головних переваг цього кроку в нашому алгоритмі є те, що наші активи конкурують за розподіл ваги лише в межах одного кластера, що дозволяє нам створити набагато більш стійкий портфель [12].

1.4 Оптимізація за допомогою умовної вартості під ризиком

Ефективна умовна вартість під ризиком (CVaR) – це концепція у фінансах, яка стосується вимірювання ризику в інвестиційному портфелі. CVaR – це міра ризику, яка кількісно оцінює потенційні втрати в хвості розподілу можливих прибутків. Він дає більш повне уявлення про ризик порівняно з традиційними показниками ризику, такими як стандартне відхилення або вартість під ризиком (VaR). Ефективний CVaR, також відомий

як оптимізація середнього значення CVaR, має на меті побудувати інвестиційний портфель, який максимізує очікувану прибутковість при мінімізації умовної вартості під ризиком. Цей підхід враховує не тільки очікувану дохідність і волатильність портфеля, але й потенційну серйозність втрат, що перевищують певний поріг. Оптимізуючи Ефективний CVaR, інвестори прагнуть створити портфелі, які є більш стійкими до екстремальних ринкових подій та хвостових ризиків. Це може бути особливо важливо для інвесторів, які не схильні до ризику, або для тих, хто працює на нестабільних ринках, де потенціал великих збитків викликає значне занепокоєння [13].

Загалом, якщо інвестиція демонструє стабільність протягом тривалого часу, то вартість під ризиком може бути достатньою для управління ризиками в портфелі, що містить цю інвестицію. Однак, чим менш стабільною є інвестиція, тим більша ймовірність того, що VaR не дасть повної картини ризиків, оскільки вона байдужа до всього, що перевищує її власний поріг. Умовна вартість під ризиком (CVaR) намагається усунути недоліки моделі VaR, яка є статистичним методом, що використовується для вимірювання рівня фінансового ризику в рамках фірми або інвестиційного портфеля протягом певного періоду часу. У той час як VaR відображає найгірші втрати, пов'язані з ймовірністю та часовим горизонтом, CVaR – це очікувані втрати, якщо цей поріг найгіршого випадку буде перетнуто. Іншими словами, CVaR кількісно виражає очікувані збитки, які виникають за межами точки розриву VaR [14].

Формула умовної вартості під ризиком (CVaR)

Оскільки значення CVaR є похідними від розрахунку самого VaR, припущення, на яких базується VaR, такі як форма розподілу прибутковості, рівень відсікання, що використовується, періодичність даних і припущення про стохастичну волатильність, впливатимуть на значення CVaR. Розрахунок CVaR є простим після розрахунку VaR. Це середнє значення значень, які виходять за межі VaR. Воно розраховується за формулою:

$$CVaR = \frac{1}{1-c} \int_{-1}^{VaR} xp(x)dx, \quad (1.5)$$

де $p(x)dx$ – щільність ймовірності отримання прибутку зі значенням значенням “ x ”;

c – точка відсікання на розподілі, де аналітик встановлює точку розриву VaR;

VaR – погоджений рівень VaR.

1.5 Оптимізація портфеля з мінімальною дисперсією

Портфель з мінімальною дисперсією (MVP) зосереджується на коваріації. Він фокусується виключно на мінімізації загальної дисперсії портфеля, покладаючись на коваріаційну матрицю дохідності активів. Такий підхід, як правило, демонструє кращі результати поза вибіркою порівняно з портфелями середньої дисперсії, які також враховують очікувану дохідність. Незважаючи на свої переваги, MVP все ще може бути чутливим до помилок оцінки в коваріаційній матриці, що призводить до нестабільності ваг портфеля, які коливаються з часом [15].

Дисперсія портфеля обчислюється як сукупна вага індивідуальних дисперсій, пов'язаних з кожною базовою криптовалютою. Кожна дисперсія додатково коригується за допомогою коваріації. Зрештою, інвестори прагнуть, щоб загальна дисперсія портфеля була нижчою за середньозважену індивідуальну дисперсію. На рисунку 1.3 зображено вигляд інвестиційного портфеля при застосуванні методу мінімальної дисперсії.

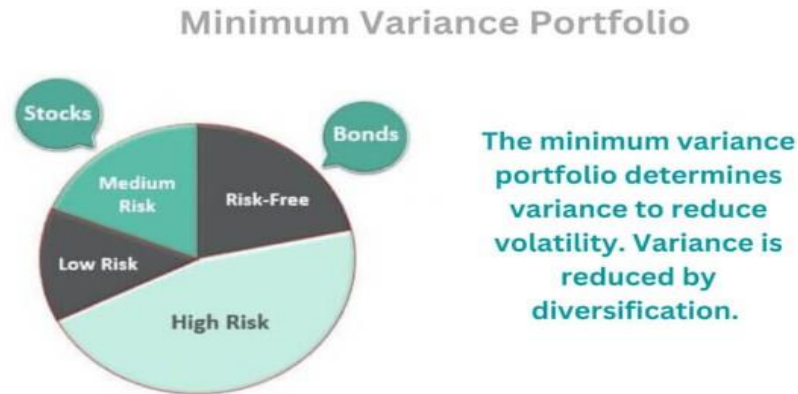


Рисунок 1.3 – Інвестиційний портфель при застосуванні методу мінімальної дисперсії [15]

Портфель з мінімальною дисперсією розраховується за формулою:

$$P = W_1\sigma_1 + W_2\sigma_2 + 2W_1W_2Cov_{1,2}, \quad (1.6)$$

де P – портфель з мінімальною дисперсією;

W_1 – вага портфеля першого активу;

W_2 – вага другого активу в портфелі;

σ_1 – стандартне відхилення першого активу;

σ_2 – стандартне відхилення другого активу;

$Cov_{1,2}$ – коваріація двох активів, виражена як $\rho(1,2)\sigma_1\sigma_2$.

Розглянемо приклад портфеля з мінімальною дисперсією, щоб краще зрозуміти метод.

У Луїса є портфель з двох акцій. Одна з них коштує \$45000, а інша - \$90000. Перша акція має стандартне відхилення 18%; друга акція має стандартне відхилення 9%.

Якщо кореляція між акціями становить 0,72, то вага першої та другої акцій у портфелі становить 33,3% та 66,7%. Тепер, щоб обчислити мінімальну дисперсію, ми підставляємо отримані значення у формулу:

$$\text{Мінімальна дисперсія} = W_1\sigma_1 + W_2\sigma_2 + 2W_1W_2Cov_{1,2}$$

Мінімальна дисперсія = $(33,3\%^2 \times 18\%^2) + (66,7\%^2 \times 9\%^2) + (2 \times 33,3\% \times 18\% \times 66,7\% \times 9\% \times 0,72)$

Мінімальна дисперсія = 0,012 або 1,2%.

Таким чином, портфель Луїса має дисперсію 1,2%.

1.6 Оптимізація портфеля за допомогою рівних ваг

Рівна вага – це різновид пропорційного методу вимірювання, який надає однакову важливість кожній акції в портфелі, індексі або індексному фонді. Таким чином, акції найменших компаній отримують рівну статистичну значущість, або вагу, з найбільшими компаніями, коли йдеться про оцінку результатів діяльності групи в цілому. Індекс рівної ваги також відомий як незважений індекс [16]. Рівнозважена вага відрізняється від зважування за ринковою капіталізацією, яке частіше використовується індексами та фондами. Концепція рівнозважених портфелів викликала інтерес завдяки історичним показникам акцій з невеликою капіталізацією та появі кількох біржових фондів (ETF). Індексні фонди, зважені за ринковою капіталізацією, як правило, мають більший обіг акцій, ніж індексні фонди, зважені за ринковою капіталізацією, і, як наслідок, вони зазвичай мають вищі торгові витрати. На рисунку 1.4 зображений приклад результату оптимізації методом рівних ваг.

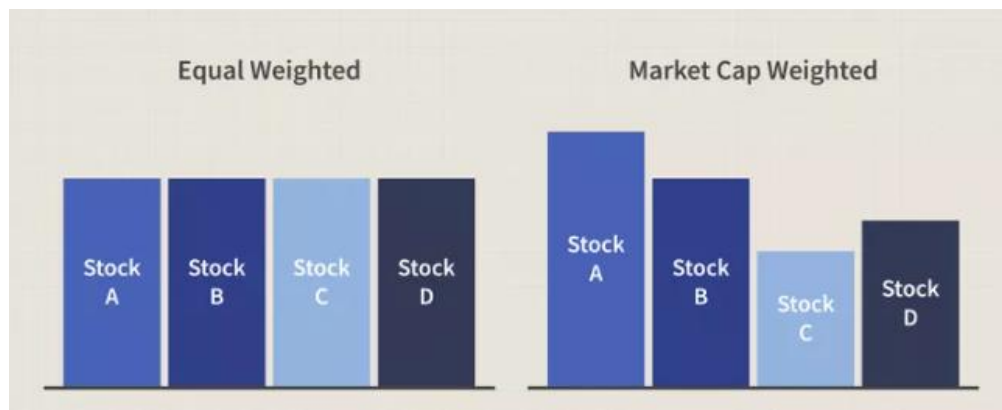


Рисунок 1.4 – Результат оптимізації за допомогою методу рівних ваг [16]

1.7 Висновки до розділу 1

В даному розділі були розглянуті методи аналізу інвестиційного портфелю такі як бета коефіцієнт, модель оцінки капітальних активів (САРМ), коефіцієнт Шарпа, коефіцієнт Трейнора, М2 (модель Модільяні-Міллера), альфа Дженсена, показник співвідношення інформації та коефіцієнт Сортіно, а також такі методи оптимізації інвестиційного портфелю як коефіцієнта Шарпа, ієрархічного паритету ризиків (НРР), умовної вартості під ризиком (СVaR), мінімальної дисперсії (Min Var), та рівних ваг (Equal Weight).

РОЗДІЛ 2 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

2.1 Огляд вхідних даних для розв'язання поставленої задачі

Метою даної роботи є розробка програми для отримання інформації про оптимізацію нечіткого інвестиційного портфеля в умовах невизначеності, а також проведення порівняльного аналізу різних аналогів класичного методу портфельної оптимізації Марковіца. Під час виконання роботи були визначені наступні основні цілі:

- забезпечити максимальну точність роботи програми;
- реалізувати функціонал для отримання необхідної інформації;
- досягти високу точність отриманих даних;
- забезпечити зручність доступу до програми.

В значенні параметрів використаємо дані з сайту binance.com [17]. Серед криптовалют для розгляду було обрано наступні: Bitcoin (BTC/USDT), Ethereum (ETH/USDT), Binance coin (BNB/USDT), Cardano (ADA/USDT), Soland (SOL/USDT). За часовий проміжок буде взято останні 5 років, з 17.11.2019 до 15.11.2024. У цьому датасеті основні атрибути наступні:

- відомості про вартість криптовалюти на початку календарного дня (Open);
- на кінець календарного дня (Close);
- найвища вартість впродовж дня (High);
- найнижча вартість впродовж дня (Low).

2.2 Підхід до оптимізації інвестиційного портфеля

Обрана кількість бюджету для портфеля – 5000\$. У таблиці 2.1 наведений підхід до оптимізації інвестиційного портфеля . Схема підходу до оптимізації інвестиційного портфеля зображена на рисунку 2.1.

Таблиця 2.1 – Підхід до оптимізації інвестиційного портфеля

Етап	Отримані результати
Ініціалізація	Імпортуються необхідні бібліотеки: pandas, numpy, ccxt, ruffort, matplotlib, seaborn та інші. Встановлюються базові параметри для виводу та попереджень.
Підключення до Binance	Використовується бібліотека ccxt для роботи з API Binance. Ініціалізується з'єднання для отримання історичних даних криптовалют.
Функція receive_data	Задається список криптовалют, які потрібно аналізувати. З API Binance отримуються дані про ціни закриття для кожної криптовалюти. Дані зберігаються у DataFrame.
Функція daily_return	Обчислюються щоденні доходності криптовалют на основі логарифмічних змін (відносні зміни цін).
Функція evaluation	Розраховуються метрики портфеля: 1. Очікувана дохідність. 2. Очікувана волатильність. 3. Коефіцієнт Шарпа.

Продовження таблиці 2.1

Оптимізація портфеля	<p>Для кожного методу оптимізації створюються окремі функції:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. MaxSharpe: максимізація коефіцієнта Шарпа. 2. HRP: ієрархічна паритетна оптимізація. 3. Efficient CVaR: мінімізація CVaR (умовного Value at Risk). 4. Equal Weight: рівномірний розподіл ваг. 5. Min Variance: мінімізація ризику.
Функція share_volume	<p>Обчислюються обсяги активів (кількість одиниць) відповідно до ваг, визначених методами оптимізації, і бюджету користувача.</p>
Візуалізація результатів	<p>Будуються кругові діаграми для кожного методу оптимізації, що показують оптимальні ваги.</p> <p>Порівнюються метрики (дохідність, волатильність, Шарп) на графіку типу «стовпчаста діаграма».</p>
Вивід результатів	<p>Користувач отримує.</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Кругові діаграми оптимальних ваг. 2. Порівняльний аналіз метрик для різних методів. 3. Інформацію про невикористаний бюджет.

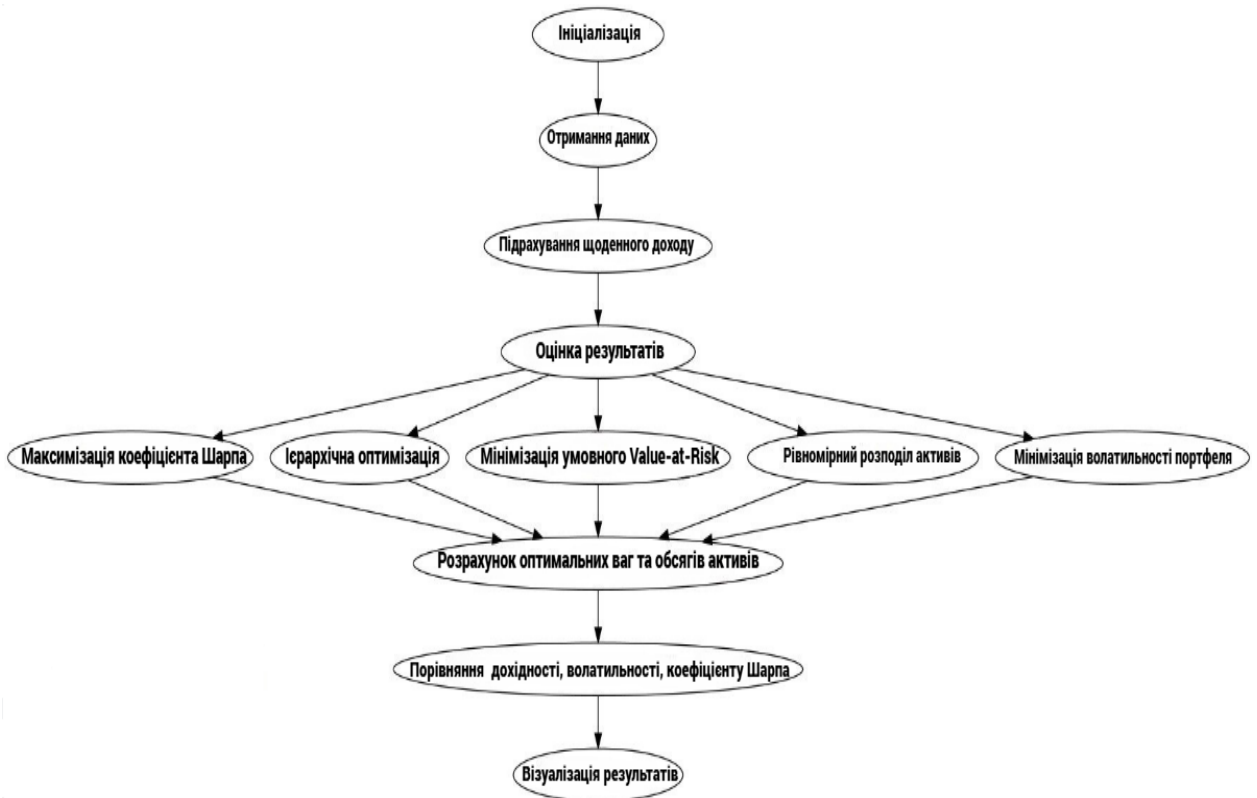


Рисунок 2.1 – Схема підходу оптимізації інвестиційного портфеля

2.3 Висновки до розділу 2

В даному розділі було описано мету даної роботи та визначено основні цілі. В значенні параметрів використано ринкові дані криптовалют. Також зроблено огляд вхідних даних для розв’язання поставленої задачі та створено схему підходу оптимізації інвестиційного портфеля на основі розглянутих методів.

РОЗДІЛ 3 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

3.1 Результат роботи програми аналізу інвестиційного портфеля

Програмний продукт було розроблено на мові програмування Python у середовищі Jupyter Notebook [18]. Для оптимізації за допомогою методів коефіцієнта Шарпа, ієрархічного паритету ризиків (HPR), умовної вартості під ризиком (CVaR), мінімальної дисперсії (Min Var) та рівних ваг (Equal Weight) було використано бібліотеку PyPortfolioOpt.

PyPortfolioOpt - це бібліотека, яка реалізує методи оптимізації портфеля, включаючи класичні ефективні граничні методи та розподіл Блека-Літтермана, а також більш сучасні розробки в цій галузі, такі як скорочення та ієрархічний паритет ризиків, а також деякі нові експериментальні можливості, такі як експоненціально зважені коваріаційні матриці.

Далі зображені відповідні результати аналізу портфеля обраних криптовалют (рис. 3.1, рис. 3.2, рис. 3.3).

	Volatility	Beta	CAPM	Sharpe ratio	Treynor ratio	M2	Jensen's alpha	Sortino ratio	Information ratio
BTC/USDT	0.605082	0.105704	0.338406	3.218761	18.425238	0.000000	1.741745	5.007578	0.000000
ETH/USDT	0.820437	0.228917	0.709555	2.537099	9.092968	0.874755	1.635690	3.827278	0.012289
BNB/USDT	1.273217	0.341180	1.047721	2.814324	10.502513	5.592267	2.918758	5.683575	0.150092
ADA/USDT	1.125496	0.234617	0.726727	2.616134	12.550021	3.529272	2.487505	4.881178	0.091474
SOL/USDT	1.525126	1.000000	3.032256	1.975086	3.012256	5.644859	1.064641	3.826708	0.097696

Рисунок 3.1 – Вихідні дані аналізу оцінки портфеля метриками



Рисунок 3.2 – Вихідні дані аналізу оцінки портфеля метриками

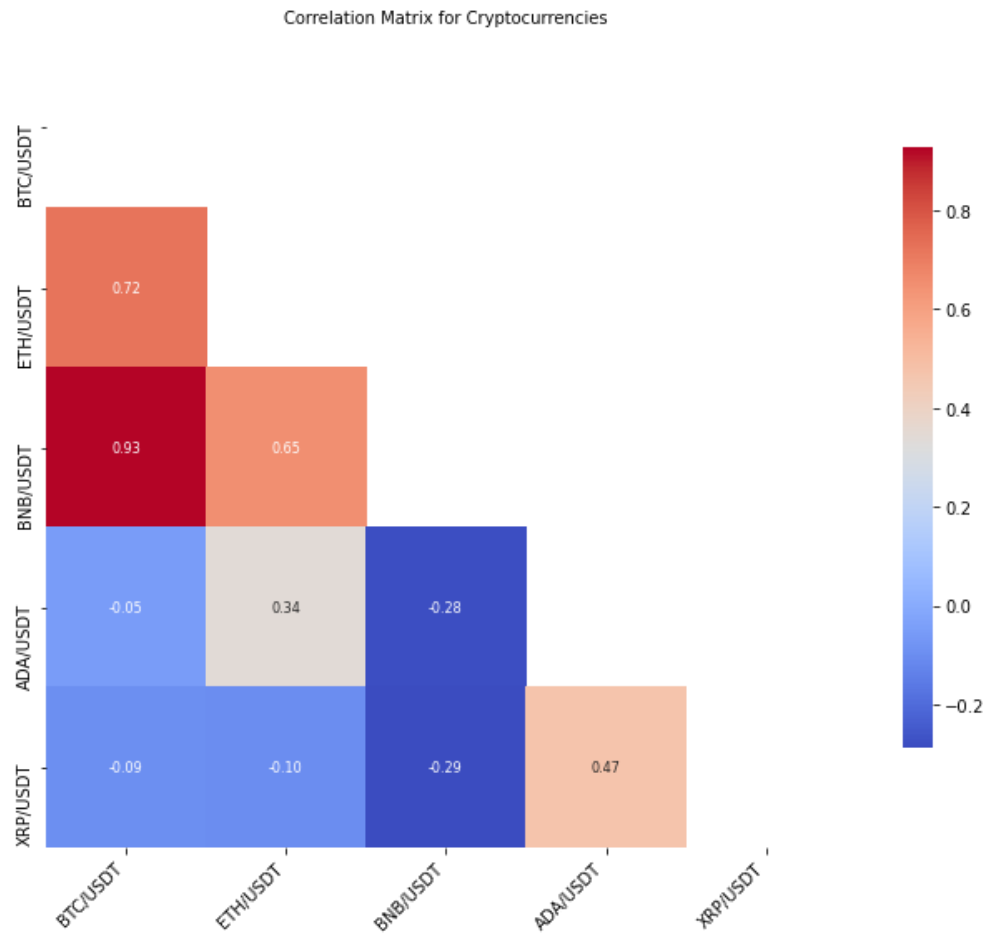


Рисунок 3.3 – Матриця кореляції

3.2 Результати роботи програми оптимізації інвестиційного портфеля

Далі зображені відповідні результати оптимізації портфеля обраними методами та їх порівняння (рис. 3.4, рис. 3.5, рис. 3.6, рис. 3.7, рис. 3.8, рис. 3.9).

Expected annual return: 522.6%

Annual volatility: 81.1%

Sharpe Ratio: 6.42

Not allocated budget: 63.59 out of 5000.00

	Price	Optimal Weights	Optimal Volume	Total pay
BTC/USDT	58746.57000	0.00892	0.0	0.00000
ETH/USDT	1840.46000	0.00000	0.0	0.00000
BNB/USDT	311.29620	0.00000	0.0	0.00000
ADA/USDT	1.21189	0.38865	1603.0	1942.65967
SOL/USDT	19.06850	0.60244	157.0	2993.75450

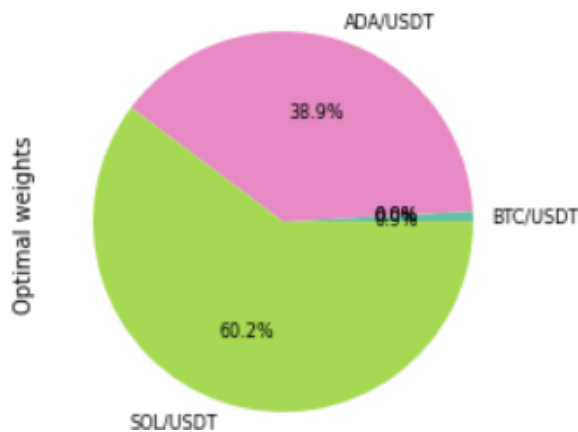


Рисунок 3.4 – Результат оптимізації коефіцієнтом Шарпа. Очікувана річна прибутковість: 522.6%. Річна волатильність: 81.1 %. Коефіцієнт Шарпа: 6.42.

Expected annual return: 250.6%

Annual volatility: 69.1%

Sharpe Ratio: 3.60

Not allocated budget: 1153.74 out of 5000.00

	Price	Optimal Weights	Optimal Volume	Total pay
BTC/USDT	58746.57000	0.377760	0.0	0.00000
ETH/USDT	1840.46000	0.205472	1.0	1840.46000
BNB/USDT	311.29620	0.138714	2.0	622.59240
ADA/USDT	1.21189	0.181379	748.0	906.49372
SOL/USDT	19.06850	0.096675	25.0	476.71250

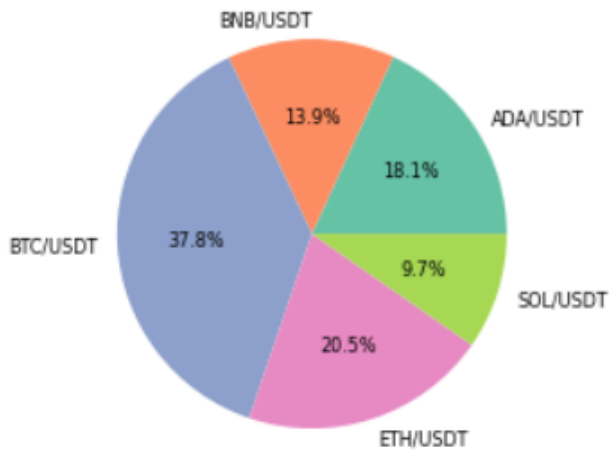


Рисунок 3.5 – Результат оптимізації за допомогою ієрархічного паритету ризиків(HRP). Очікувана річна прибутковість: 250.6%. Річна волатильність: 69.1 %. Коефіцієнт Шарпа: 3.60.

Not allocated budget: 139.87 out of 5000.00

	Price	Optimal Weights	Optimal Volume	Total pay
BTC/USDT	58746.57000	0.0000	0.0	0.000
ETH/USDT	1840.46000	0.0000	0.0	0.000
BNB/USDT	311.29620	0.9618	15.0	4669.443
ADA/USDT	1.21189	0.0000	0.0	0.000
SOL/USDT	19.06850	0.0382	10.0	190.685

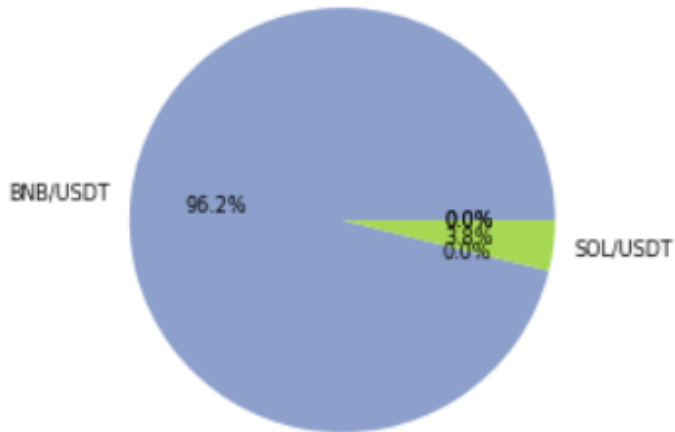


Рисунок 3.6 – Результат оптимізації за допомогою умовної вартості під ризиком (CVaR)

Expected annual return: 286.9%

Annual volatility: 60.0%

Sharpe Ratio: 4.75

Not allocated budget: 3534.57 out of 5000.00

	Price	Optimal Weights	Optimal Volume	Total pay
BTC/USDT	58746.57000	0.70529	0.0	0.00000
ETH/USDT	1840.46000	0.00000	0.0	0.00000
BNB/USDT	311.29620	0.00000	0.0	0.00000
ADA/USDT	1.21189	0.03762	155.0	187.84295
SOL/USDT	19.06850	0.25709	67.0	1277.58950

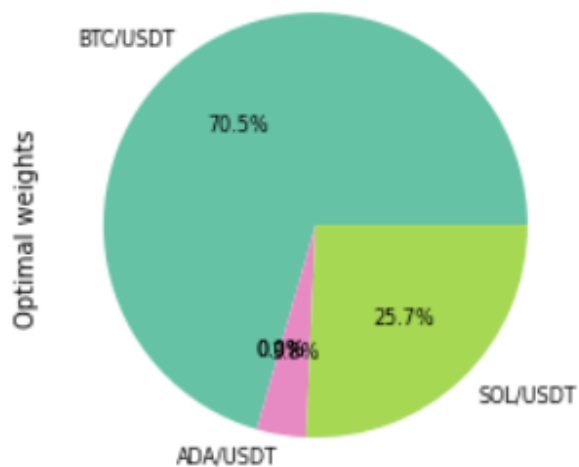


Рисунок 3.7 – Результат оптимізації за допомогою метод мінімальної дисперсії (Min Variance). Очікувана річна прибутковість: 286.9%. Річна волатильність: 60.0 %. Коефіцієнт Шарпа: 4.75.

Not allocated budget: 234.28 out of 5000.00

	Price	Optimal Weights	Optimal Volume	Total pay
BTC/USDT	58746.57000	0.2	0.0	0.00000
ETH/USDT	1840.46000	0.2	1.0	1840.46000
BNB/USDT	311.29620	0.2	3.0	933.88860
ADA/USDT	1.21189	0.2	825.0	999.80925
SOL/USDT	19.06850	0.2	52.0	991.56200

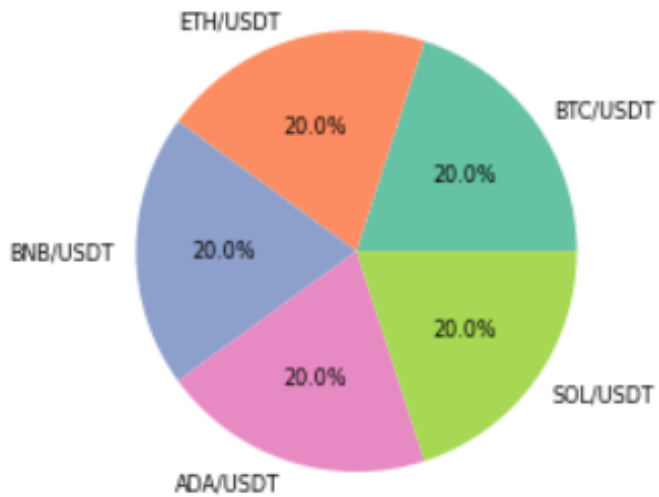


Рисунок 3.8 – Результат оптимізації за допомогою рівноважних ваг (Equal Weight)

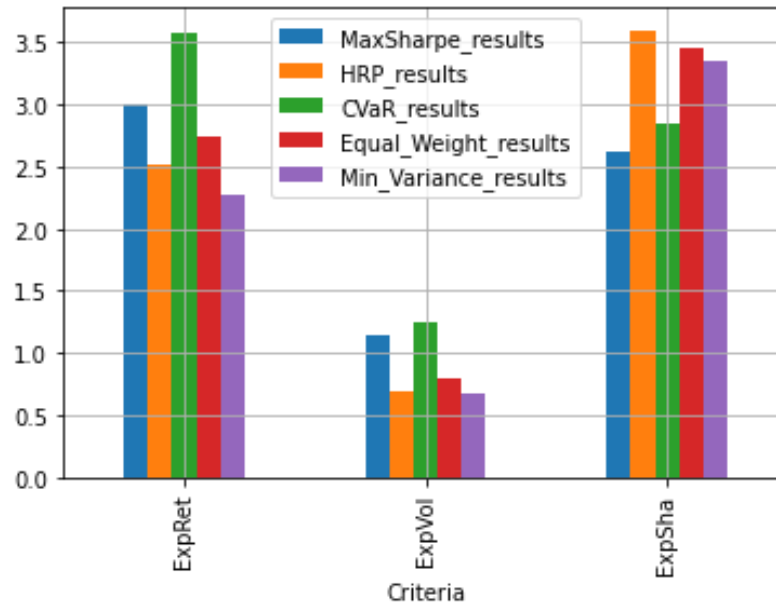


Рисунок 3.9 – Результат порівняльного аналізу розглянутих методів

3.3 Висновки до розділу 3

Опираючись на отримані дані можна побачити, що очікувана прибутковість та очікувана волатильність приймають найбільших значень при застосуванні методу оптимізації CVaR.

Метод оптимізації співвідношення Шарпа має найкращі показники очікуваної прибутковості та очікуваної волатильності після методу CVaR.

Метод ієрархічного паритету ризиків(HRP) видає середні показники очікуваної прибутковості та очікуваної волатильності порівняно з іншими методами, проте має найкращі показники по коефіцієнту Шарпа.

Метод мінімальної дисперсії (Min Var) має найменшу очікувану прибутковість та волатильність.

РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА ВЛАСНОГО СТАРТАП ПРОЕКТУ

У сучасному світі існує постійно зростаюча потреба в інструментах, що допомагають прогнозувати фінансові ринки, зокрема курси криптовалют. Це пов'язано з тим, що як індивідуальні інвестори, так і великі фінансові установи прагнуть отримати перевагу за рахунок передбачення коливань ринку. Традиційні методи аналізу криптовалют часто базуються на фундаментальних і технічних даних, проте з розвитком технологій штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (ML) з'являються нові інструменти, які надають більш точні прогнози. Саме тому стартап з розробки системи підтримки прийняття рішень (СППР) для прогнозування криптовалют є актуальним і може знайти широку підтримку на ринку серед інвесторів та компаній.

4.1 План розробки стартапу та масштабування його на ринок

Для успішної реалізації стартапу необхідно виконати ряд підготовчих етапів.

1. Маркетинговий аналіз:

- проведення конкурентного аналізу, щоб визначити існуючі рішення для прогнозування ринкових цін;
- формування чіткої ідеї проекту та виявлення основної цільової аудиторії (індивідуальні інвестори, трейдери, аналітики);
- розробка стратегії виведення продукту на ринок на основі вивчення конкурентів та ринкових трендів.

2. Організація стартапу:

- складання детального плану розробки та визначення таймлайну запуску продукту;

- визначення необхідних ресурсів для реалізації (обсяг інвестицій, залучення фахівців у сфері ІІІ, інфраструктура для розробки);
- оцінка витрат, пов'язаних із розробкою та підтримкою системи.

3. Фінансово-економічний аналіз та оцінка ризиків:

- оцінка інвестиційних потреб, собівартості продукту та встановлення потенційної ціни для кінцевих користувачів;
- розрахунок показників рентабельності, періоду окупності проекту та аналіз основних ризиків (конкуренція, економічні коливання).

4. Комерціалізація продукту:

- розробка інвестиційної пропозиції, включаючи опис продукту, його поточний стан та потенційні напрямки розвитку;
- пошук можливостей для залучення інвесторів через прямі контакти з фінансовими компаніями, венчурними фондами та трейдерами.

4.2 Опис ідеї стартап-проекту

Метою стартапу є створення веб-додатку для оптимізації інвестиційного портфеля з використанням методів машинного навчання та фінансової аналітики. Система дає користувачам можливість оптимізувати свої портфелі, використовуючи як класичні методи (Equal Weight, Min Variance), так і сучасні підходи (MaxSharpe, HRP, CVaR, Robust Optimization). У таблиці 4.1 наведена інформаційна карта стартапу.

Таблиця 4.1 – Інформаційна карта стартап-проекту

Назва проекту	Portfolio Optimizer
Автори проекту	Кіріянов Іван Олексійович
Коротка анотація	Система підтримки прийняття торгових рішень (СПТР) у вигляді веб-додатку для оптимізації інвестиційного портфеля, де користувач може отримувати рекомендації щодо найбільш доцільного розподілу активів.
Термін реалізації проекту	12 місяців
Необхідні ресурси	Програмне забезпечення, сервери для зберігання даних, аналітики для навчання моделей.
Фінансові витрати	Оплата фахівців у сфері ШІ, розробників веб-додатку, оренда серверів.
Опис проблеми, яку вирішує проект	Надання інвесторам та трейдерам інструменту для покращення результатів їхніх інвестицій за рахунок зниження ризиків та підвищення дохідності портфеля.
Головні цілі та завдання проекту	Створити платформу, яка дозволить інвесторам отримувати оптимальні стратегії для складання портфеля активів та прийняття фінансових рішень.
Очікувані результати	Поширення серед фінансових компаній, трейдерів та індивідуальних інвесторів.

4.3 Технологічний аудит ідеї проекту

Тепер можна розібрати ідею стартапу та провести конкурентний аналіз.

У таблиці 4.2 наведений опис ідеї стартапу.

Таблиця 4.2 – Опис ідеї стартапу

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Основна ідея полягає в створенні веб-додатку для оптимізації інвестиційного портфеля з використанням методів MaxSharpe, HRP, CVaR, Min Variance та інші. Аналіз даних фінансових інструментів	Оптимізація портфеля для зменшення ризиків і підвищення прибутковості	Користувач може оптимізувати розподіл активів для досягнення бажаного балансу між дохідністю та ризиками.
	Зручність у використанні і зрозумілий інтерфейс	Спрощення процесу вибору та аналізу активів, доступ до оперативних аналітичних даних.

Далі проведемо порівняльний аналіз конкурентів проекту та наведемо результати у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Порівняльний аналіз конкурентів проекту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики	Метод рівноваги (Equal Weight)	HRP (Ієрархічний ризик паритету)	CVaR (умовний варіант ризику)	MaxSharpe	Власна СППР
1	Точність оптимізації	Середня	Висока	Висока	Дуже висока	Залежить від вибору користувача

Продовження таблиці 4.3

2	Швидкість обчислень	Дуже висока	Середня	Низька	Середня	Залежить від обчислювальних ресурсів
3	Складність використання	Низька	Середня	Висока	Висока	Низька
4	Вартість	Низька	Середня	Висока	Висока	Залежить від обраних технологій
5	Можливість персоналізації	Низька	Середня	Висока	Висока	Максимальна
6	Наявність додаткових функцій	Обмежена	Широка	Дуже широка		Залежить від реалізації

Далі аналізуємо реальність технічно здійснити ідею проекту (таблиця 4.4).

Таблиця 4.4 – Технологічна здійсненність продукту

№ п/п	Ідея проекту	Технології і реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Створення веб-додатку для оптимізації інвестиційного портфеля з візуалізацією результатів у вигляді графіків	Використання мов програмування Python.	Наявні	Доступні
2		Використання бібліотеки PyPortfolioOpt	Наявні	Доступні
Обрані технологія реалізації ідеї проекту: мова Python.				

4.4 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Далі проведемо попередній аналіз ринку для запуску стартап-проекту (таблиця 4.5).

Таблиця 4.5 – Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	5-7 великих фондових бірж та фінансових аналітичних компаній
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	6000
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Позитивна, зростає з урахуванням активності інвесторів та технологій
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Відсутні для загальних користувачів, але можуть бути регулятивні бар'єри
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Вимоги до даних та алгоритмів можуть варіюватися для фінансових ринків
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	7-12% в середньому для різних галузей та типів криптовалют

Тепер проведемо характеристику потенційних клієнтів, які можуть бути зацікавлені в проекті (таблиця 4.6).

Таблиця 4.6 – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреби, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Прогнозування криптовалют для особистого портфеля	Приватні інвестори, фізичні особи	Прагнуть отримати швидкі результати та зручний інтерфейс	Простота використання, швидкий доступ до результатів прогнозів
2	Прогнозування для корпоративних стратегій	Інвестиційні компанії, великі фінансові установи	Потребують високої точності та аналітичних інструментів	Висока точність прогнозів, можливість порівняння різних моделей
3	Прогнозування для трейдингових рішень	Професійні трейдери	Часто приймають рішення на основі короткострокових прогнозів	Гнучкість вибору періоду прогнозування, деталізована інформація про зміни цін
4	Використання в наукових або освітніх цілях	Університети, науково-дослідні інститути	Зацікавлені в моделях, які демонструють сучасні технології прогнозування	Інтеграція з іншими інструментами, доступ до вихідних даних та моделей
5	Підтримка державних рішень	Державні фінансові органи, аналітичні центри	Потребують довгострокових прогнозів для економічних рішень	Надійність даних, довгострокова перспектива прогнозів

Обрахуємо фактори загроз (таблиця 4.7) та можливостей (таблиця 4.8). Проаналізуємо загрози, щоб зрозуміти можливі перешкоди при запуску продукт на ринок. Фактори можливостей же треба обрахувати, щоб знати усі сприятливі умови та по можливості ними скористатися.

Таблиця 4.7 – Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Конкуренція	На ринку вже присутні кілька відомих платформ для оптимізації інвестиційного портфеля	Виділити унікальні переваги продукту, такі як точність прогнозів або зручність використання
2	Ціна збуту	Конкуренти можуть пропонувати нижчу ціну через меншу складність моделей	Сфокусуватися на якості прогнозування і розробити привабливу маркетингову стратегію
3	Якість моделей	Моделі можуть давати похибки у специфічних ринкових умовах або на малих ринках	Інвестувати в поліпшення моделей, тестувати їх на різних сегментах ринку
4	Довіра користувачів	Висока складність прийняття рішення через технічні нюанси	Зосередити увагу на простоті інтерфейсу і прозорості роботи алгоритмів

Таблиця 4.8 – Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Універсальність	Продукт можна використовувати на будь-яких платформах	Акцентувати це у маркетинговій стратегії, розширювати інтеграцію з різними системами
2	Простота використання	Користувачу потрібно лише вибрати компанію та період прогнозу	Забезпечити інтуїтивно зрозумілий інтерфейс та мінімальну кількість кроків для запуску
3	Якість прогнозів	Надання точних прогнозів за допомогою передових моделей MaxSharpe, HRP, CVaR	Акцент на технічних перевагах, залучення інституційних клієнтів для тестування
4	Швидкий запуск MVP	Можливість швидко випустити продукт з базовою функціональністю	Зосередитися на просуванні продукту через ранній доступ або безкоштовну версію

Продовження таблиці 4.8

5	Гнучкість у моделях	Використання кількох моделей прогнозування для порівняння результатів	Надати користувачам можливість вибору моделі або комбінації для більшої точності
---	---------------------	---	--

Далі розглянемо питання конкуренції, а саме визначимо її тип та рівень (таблиця 4.9).

Таблиця 4.9 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	У чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Тип конкуренції: недосконала конкуренція	Невелика кількість продуктів, що пропонують подібні рішення для оптимізації інвестиційного портфеля	Активно просувати веб-додаток, залучати нових користувачів, збільшувати збут через демонстрацію переваг
2. Рівень конкурентної боротьби: міжнародний	Доступні рішення можуть бути представлені на міжнародному ринку	Розширювати цільову аудиторію за рахунок локалізації інтерфейсу на кілька мов та адаптації для різних регіонів
3. Галузева ознака: внутрішньогалузева	Рішення можуть використовуватися в різних галузях, включаючи фінансові та технологічні сектори	Забезпечити індивідуалізацію оптимізації інвестиційного портфеля для різних секторів ринку, покращувати точність прогнозів для специфічних галузей
4. Конкуренція за видами товарів: товарно-родова	Конкуренція з аналітичними системами та експертами в галузі фінансового прогнозування	Підтримувати та постійно оновлювати якість алгоритмів оптимізації інвестиційного портфеля, акцент на автоматизації та легкості використання
5. Характер конкурентних переваг: нецінова	Конкуренти пропонують продукти з різними рівнями точності та функціоналу	Розробляти точніші моделі на основі моделей MaxSharpe, HRP, CVaR фокус на додаткових можливостях для користувача

Продовження таблиці 4.9

6. Інтенсивність конкуренції: марочна	На ринку є відомі компанії з сильними брендами в галузі оптимізації інвестиційного портфеля	Створити комунікаційну стратегію для побудови впізнаваного бренду, проводити освітні кампанії для залучення нових клієнтів
--	---	--

Далі необхідно виконаємо аналіз конкуренції за моделлю 5 сил конкуренції Майкла Портера (таблиця 4.10).

Таблиця 4.10 – Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти у галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товарозамінники
	Інші системи прогнозування	Якість, кількість користувачів, капіталовкладення	Постачальники не мають значного впливу	Високий попит на оптимізаційного інвестиційного портфеля	Альтернативи для аналізу даних
Висновки	Невелика кількість конкурентів, що дозволяє зростати	Нові гравці можуть увійти на ринок	Мінімальний вплив	Клієнти вимагають високої точності оптимізації портфеля	Відсутність аналогів з однаковою точністю

Маючи результати аналізу конкуренції (таблиця 4.10), характеристики ідеї стартап-проекту (таблиця 4.5), характеристики потенційних клієнтів і їх вимоги до продукту (таблиця 4.6) та фактори ринкового середовища (таблиці 4.7 і 4.8) було сформульовано та обґрунтовано перелік факторів конкурентоспроможності (таблиця 4.11).

Таблиця 4.11 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1	Універсальність	Продукт можна використовувати на різних платформах і для різних компаній
2	Простота у використанні	Інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, де користувач може швидко отримати прогноз
3	Якість та гарантії	Використання передових моделей прогнозування, таких як MaxSharpe, HRP, CVaR
4	Безкоштовний сервіс при MVP	Введення безкоштовного доступу для залучення нових користувачів

Тепер можна провести аналіз сильних та слабких сторін продукту (таблиця 4.12).

Таблиця 4.12 – Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін системи

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів							
			-3	-2	-1	0	1	2	3	
1	Універсальність	20	+							
2	Простота у використанні	18		+						
3	Якість та гарантії	12			+					
4	Безкоштовний сервіс при MVP	19		+						

Далі проведемо SWOT-аналіз продукту (таблиця 4.13).

Таблиця 4.13 – SWOT-аналіз стартап-проекту

Сильні сторони	Слабкі сторони	Можливості	Загрози
Універсальність	Відсутність впізнаваного бренду	Покращення системи, персоналізація	Нові конкуренти на ринку
Простота у використанні	Невелика база користувачів	Інтеграція з іншими системами	Складність утримання клієнтів
Якість та гарантії	Немає сильного маркетингового каналу	Розширення функціональності для інших галузей ринку	Конкуренція з боку великих компаній
Безкоштовний сервіс при MVP	Невеликі капіталовкладення для швидкого розвитку	Залучення нових користувачів за рахунок надійних моделей	

Завдяки проведенню SWOT-аналізу, ми змогли визначити сильні та слабкі сторони, можливості та загрози, пов'язані з конкуренцією та плануванням стартап-проекту. Далі спроектуємо альтернативну ринкову поведінку для інтеграції стартап-проекту на ринок та приблизний час реалізації системного комплексу, з урахуванням потенційних проектів, що можуть бути виведені на ринок та наведемо результати у таблиці 4.14.

Таблиця 4.14 – Альтернативи ринкового впровадження стартап проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Вихід на ринок з нижче якістю	80%	3 місяці
2	Пропонувати одразу платне використання	55%	5 місяців
3	Представлення користувачам системи без інтерфейсу	60%	4 місяці

У даному пункті був проведений детальний аналіз ринку та продукту. Також відповідно до результатів проведеного конкурентного аналізу,

визначених факторів ринку та його сприятливість, описання ідеї та характеристик стартап-проекту, робимо висновок, що існують дуже сприятливі умови для виходу продукту на ринок.

4.5 Розроблення ринкової стратегії стартап-проекту

Для розробки ринкової стратегії продукту, у першу чергу, необхідно проаналізувати цільову аудиторію проекту (таблиця 4.15).

Таблиця 4.15 – Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит у межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Персональні користувачі (інвестори та трейдери)	Висока	35%	Висока	Середня
2	Великі фінансові компанії та інституції	Середня	25%	Середня	Низька
3	Малі та середні бізнеси	Середня	20%	Середня	Середня
4	Аналітичні та консалтингові агенції	Низька	10%	Низька	Висока
Які цільові групи обрано: 1, 3					

Маючи аналіз цільових груп, далі визначимо базову стратегію розвитку продукту (таблиця 4.16).

Таблиця 4.16 – Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
1	1 та 3	Диференційованого маркетингу	Масштабування та максимізація	Оптимальних витрат

Для роботи в обраних сегментах ринку сформовано базову стратегію розвитку (таблиці 4.17, 4.18).

Таблиця 4.17 – Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
Ні	Так	Ні	Виклику лідера

Таблиця 4.18 – Визначення стратегії позиціонування

Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувану позицію власного проекту (три ключових)
Універсальність Простота у використанні Якість результатів	Оптимальних витрат	Універсальність Простота у використанні Якість результатів	Система підтримки прийняття торгових рішень (СПТР) у вигляді веб-додатку для оптимізації інвестиційного портфеля, де користувач може отримувати рекомендації щодо найбільш доцільного розподілу активів, використовуючи передові моделі прогнозування, таких як MaxSharpe, HRP, CVaR

4.6 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Після проведеного комплексного аналізу, можемо повноцінно описати ключові переваги концепції потенційного товару (таблиця 4.19) та побудувати концепцію маркетингових комунікацій (таблиця 4.20).

Таблиця 4.19 – Ключові переваги концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Прогнозування різних криптовалют	Точне прогнозування з використанням сучасних моделей	Використання MaxSharpe, HRP, CVaR для покращення точності оптимізації портфеля
2	Універсальність	Не залежить від обраної компанії чи типу акцій	Система підходить для широкого спектра користувачів: персональні інвестори, бізнеси
3	Простий інтерфейс	Легкість користування веб-застосунком	Інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, простий для персональних користувачів

Таблиця 4.20 – Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Пошук спеціалізованих систем	b2b продажі, зв'язки через теплі контакти, таргетована реклама	Точність, Якість, Універсальність	Донести цінність системи для бізнесів	Реклама для фінансових компаній та інвесторів

Продовження таблиці 4.20

2	Пошук простої та доступної системи	Рекламні банери в Інтернеті, соціальні мережі	Простота використання, безкоштовне MVP	Створити довіру до бренду	Реклама серед малих і середніх бізнесів, інвесторів
---	------------------------------------	---	--	---------------------------	---

4.7 Висновки до розділу 4

Дослідження ринку оптимізації інвестиційних портфель показує, що система підтримки прийняття рішень у вигляді веб-додатку має високий потенціал.

Основні цільові аудиторії – це персональні інвестори, малі та середні бізнеси, які активно шукають прості у використанні інструменти для прогнозування. Проект не є першопрохідцем, але має явні конкурентні переваги, такі як використання передових моделей прогнозування (MaxSharpe, HRP, CVaR) та простота інтерфейсу.

SWOT-аналіз і маркетингові стратегії підтверджують високі шанси на успішний вихід на ринок за умов ефективного маркетингу та поступового масштабування продукту.

ВИСНОВКИ

В даній магістерській дисертації проаналізовано нечіткий інвестиційний портфель використовуючи такі метрики як бета коефіцієнт, модель оцінки капітальних активів (CAPM); коефіцієнт Шарпа, коефіцієнт Трейнора, M2 (модель Модільяні-Міллера), альфа Дженсена, показник співвідношення інформації та коефіцієнт Сортіно. Використовуючи ринкові дані курсів криптовалют з сайту binance.com, було досліджено наступні криптовалюти: Bitcoin (BTC/USDT), Ethereum (ETH/USDT), Binance coin (BNB/USDT), Cardano (ADA/USDT), Soland (SOL/USDT).

Використані методи враховують більш широкий спектр ризиків і нестабільностей ринку порівняно з моделлю Марковіца, яка ґрунтується на припущенні стабільності ринків і лінійності кореляцій між активами. Ці методи пропонують більшу гнучкість у підході до управління портфелем, що дозволяє краще адаптуватися до змінних ринкових умов і різноманітних інвестиційних цілей. Було використано програму Jupyter Notebook як основне середовище розробки, а Python був використаний як основна мова програмування. Для оптимізації за допомогою методів коефіцієнта Шарпа, ієрархічного паритету ризиків (HPR), умовної вартості під ризиком (CVaR), мінімальної дисперсії (Min Var) та рівних ваг (Equal Weight) було використано бібліотеку PyPortfolioOpt. Було створено підхід оптимізації та відповідну програму для порівняльного аналізу різних методів оптимізації інвестиційного портфеля. Найбільш оптимізованим виявився портфель після використання методу умовної вартості під ризиком (CVaR).

Основною перевагою програмного продукту є широкий спектр розглянутих метрик та простий для розуміння інтерфейс. [19]

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Щербина О. В. Моделювання оптимізації портфеля інвестиційного фонду акцій. Ефективна економіка. Журнал «Ефективна економіка» - наукове фахове видання з питань економіки. №12 2014. URL: <http://www.economy.nauka.com.ua/?op=1&z=4496> (дата звернення: 30.12.2024).
2. Markowitz H. Harry markowitz: selected works. Singapore : World Scientific, 2008. 700 p.
3. Cryptocurrency portfolio: what it is and how to create it. S-Group: British investment fund. Directions S-Group. URL: <https://s-group.io/media-center/cryptocurrency-portfolio-what-it-is-and-how-to-create-it> (Last accessed: 10.12.2024).
4. What is beta (coefficient)? Definition & meaning. Crypto wiki. BitDegree. URL: <https://www.bitdegree.org/crypto/learn/crypto-terms/what-is-beta-coefficient> (Last accessed: 10.12.2024).
5. Capital asset pricing model (CAPM). Corporate Finance Institute. URL: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/valuation/what-is-capm-formula/> (Last accessed: 10.12.2024).
6. Kenton W. Treynor ratio: what it is, what it shows, formula to calculate it. Investopedia. URL: <https://www.investopedia.com/terms/t/treynorratio.asp> (Last accessed: 10.12.2024).
7. Buckley D. Modigliani risk-adjusted performance (M2, RAP). How to Day Trade (Tutorials & Expert Tips). URL: <https://www.daytrading.com/modigliani-risk-adjusted-performance-m2-rap> (Last accessed: 10.12.2024).
8. Bhattacharyya R. Jensen's alpha - what is it, formula, calculations,

- examples. WallStreetMojo: Expert-Led Finance Learning – Courses, Tutorials, and Certifications. URL: <https://www.wallstreetmojo.com/jensens-alpha/> (Last accessed: 10.12.2024).
9. Hayes A. Information coefficient (IC): definition, example, and formula. Investopedia. URL: <https://www.investopedia.com/terms/i/information-coefficient.asp> (Last accessed: 10.12.2024).
10. Sortino ratio. Corporate Finance Institute. URL: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/wealth-management/sortino-ratio-2/> (Last accessed: 10.12.2024).
11. Sharpe Ratio: Definition, Calculation, Examples. Supermoney. URL: <https://www.supermoney.com/encyclopedia/bill-sharpe> (Last accessed 10.12.2024).
12. Portfolio optimisation with portfoliolab: hierarchical risk parity - hudson & thames. Hudson & Thames. URL: <https://hudsonthames.org/portfolio-optimisation-with-portfoliolab-hierarchical-risk-parity/> (Last accessed: 10.12.2024).
13. Investopedia. Conditional Value at Risk. URL: https://www.investopedia.com/terms/c/conditional_value_at_risk.asp (дата звернення 08.12.2024).
14. Chen J. Conditional value at risk (cvar): definition, uses, formula. Investopedia. URL: https://www.investopedia.com/terms/c/conditional_value_at_risk.asp (Last accessed: 10.12.2024).
15. Gajendrakar P. Minimum variance portfolio - meaning, formula, calculation. WallStreetMojo: Expert-Led Finance Learning – Courses, Tutorials, and Certifications. URL: <https://www.wallstreetmojo.com/minimum-variance-portfolio/> (Last accessed: 10.12.2024).

16. Chen J. Conditional value at risk (cvar): definition, uses, formula. Investopedia.
URL: https://www.investopedia.com/terms/c/conditional_value_at_risk.asp (Last accessed: 10.12.2024).
17. Binance. URL: <https://developers.binance.com/docs/binance-spot-api-docs/rest-api#market-data-endpoints> (Last accessed 10.12.2024).
18. Jupyter Notebook. URL: <https://jupyter.org/> (Last accessed: 10.12.2024).
19. Кіріянов І. О., Савастьянов В. В. Підхід до прийняття торгових рішень на основі оптимізації інвестиційного портфеля. Системні науки та інформатика: збірник доповідей III Всеукраїнської науково-практичної конференції «Системні науки та інформатика», 25–29 листопада 2024 року, Київ. К., НН ІПСА КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2024. С. 8. (дата зверення 10.12.2024).

ДОДАТОК А. ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ АНАЛІЗУ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ

```
import pandas_datareader.data as web
import datetime
from datetime import datetime, date, timedelta
import ccxt
from pandas_datareader import data as pdr
import pandas as pd
pd.set_option('display.max_columns', None)
pd.set_option('display.max_rows', None)
import numpy as np
from scipy.optimize import minimize
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# Initializing the Binance API via ccxt
binance = ccxt.binance()

# For warnings suppression
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

# A function to download stocks' adjusted close price
def receive_data(symbols, start, end, timeframe='1d'):
    adj_close_df = pd.DataFrame()
    for symbol in symbols:
        since = int(start.timestamp() * 1000)
        ohlcv = binance.fetch_ohlcv(symbol, timeframe,
since)
```

```

        data = pd.DataFrame(ohlcv, columns=['timestamp',
'open', 'high', 'low', 'close', 'volume'])
        data['timestamp'] =
pd.to_datetime(data['timestamp'], unit='ms')
        data.set_index('timestamp', inplace=True)
        adj_close_df[symbol] = data['close']
adj_close_df = adj_close_df.loc[start:end]
return adj_close_df

# plot the correlation matrix

# Plot the correlation matrix
def evaluate_corr(data):
    plt.figure(figsize=(10, 8))
    Correlation = data.corr()
    Correlation = np.tril(Correlation, -1)
    sns.heatmap(
        Correlation, annot=True, mask=(Correlation == 0),
        xticklabels=data.columns, yticklabels=data.columns,
        cmap="coolwarm", annot_kws={"size": 8},
        fmt=".2f", square=True, cbar_kws={"shrink": 0.75}
    )
    plt.xticks(rotation=45, ha='right', fontsize=10)
    plt.yticks(fontsize=10)
    plt.title("Correlation Matrix for Cryptocurrencies",
fontsize=10, pad=15)
    plt.tight_layout()
    plt.show()
    return

# A function to normalize prices

```

```

def daily_return(data):
    log_returns = data.pct_change().dropna()
    return log_returns

def calculate_covariance(data):
    covariance = pd.DataFrame()
    log_returns = daily_return(data)
    covariance = log_returns.cov()*252 #Annualize by
multiplying by 252 (trading days in a year)
    return covariance

# A function to calculate annualized fluctuation of the
price of a specific period
def calculate_volatility (data):
    log_returns = daily_return(data)
    volatility_list =
(log_returns.std()*np.sqrt(252)).dropna()
    return volatility_list

def calculate_beta (data):
    beta = pd.DataFrame()
    covariance = calculate_covariance(data)
    vol = calculate_volatility (data)
    stock_covariance = covariance.iloc[:, -1]
    market_var = covariance.iloc[-1, -1]
    beta = stock_covariance/market_var

    return
beta

```

```

def CAPM(data, Rf):
    daily_log = daily_return(data)
    beta = calculate_beta(data)
    var = (daily_log.var())*252
    expected_return = daily_log.mean()*252
    CAPM_value = Rf + beta*(expected_return.iloc[-1] - Rf)
    sharpe_ratio = ( expected_return - Rf ) /np.sqrt(var)
    sharr =      ( expected_return.dropna() - Rf )
/np.sqrt(var)
    ten = (expected_return.dropna() - Rf)/beta
    return CAPM_value

```

```

def Sharpe_ratio(data, Rf):
    daily_log = daily_return(data)
    var = (daily_log.var())*252
    expected_return = daily_log.mean()*252
    sharpe_value = ( expected_return.dropna() - Rf )
/np.sqrt(var)
    return sharpe_value

```

```

def Treynor_ratio(data, Rf):
    daily_log = daily_return(data)
    beta = calculate_beta(data)
    expected_return = daily_log.mean()*252
    tren = (expected_return.dropna() - Rf)/beta
    return tren

```

```

def M2(data, Rf):
    daily_log = daily_return(data)
    beta = calculate_beta(data)

```

```

std_stock = (daily_log.std())*np.sqrt(252)
expected_return = daily_log.mean()*252
base_asset = 'BTC/USDT'
m2_value = ((expected_return - Rf) * std_stock /
std_stock[base_asset]) - (expected_return[base_asset] - Rf)
return m2_value

```

```

def Jensens_alpha (data, Rf):
    daily_log = daily_return(data)
    beta = calculate_beta(data)
    expected_return = daily_log.mean()*252
    base_asset = 'BTC/USDT'
    Jensens_alpha_value = expected_return - (Rf + beta *
(expected_return[base_asset] - Rf))
    return Jensens_alpha_value

```

```

def Information_ratio(data):
    daily_log = daily_return(data)
    expected_return = daily_log.mean()*252
    base_asset = 'BTC/USDT'
    dif = expected_return - expected_return[base_asset]
    error = dif.std() * np.sqrt(252)
    Info_ratio = dif / error
    return Info_ratio

```

```

def Sortino_ratio(data, Rf):
    daily_log = daily_return(data)
    expected_return = (daily_log.mean())*252
    std_neg = (daily_log[daily_log<0].std())*np.sqrt(252)
    sortino_value = (expected_return - Rf)/std_neg
    return sortino_value

```

```

def comaprison (data, Rf):
    result = pd.DataFrame()
    result["Volatility"] = calculate_volatility (data)
    result["Beta"] = calculate_beta (data)
    result["CAPM"] = CAPM(data, Rf)
    result["Sharpe ratio"] = Sharpe_ratio(data, Rf)
    result["Treynor ratio"] = Treynor_ratio(data, Rf)
    result["M2"] = M2(data, Rf)
    result["Jensen's alpha"] = Jensens_alpha (data, Rf)
    result["Sortino ratio"] = Sortino_ratio(data, Rf)
    result["Information ratio"] = Information_ratio(data)
    result.plot(kind="barh", subplots=True, layout=(3,3),
                figsize=(14, 14), xlabel= "Ratio", sharex =
False, grid = "True", fontsize = 7)
    plt.figure("Stocks' correlation")
    fig = evaluate_corr(data)
    return result

# List of cryptocurrency trading pairs to analyze
crypto_symbols = ["BTC/USDT", "ETH/USDT", "BNB/USDT",
"ADA/USDT", "SOL/USDT"]

# define the number of years to be studied
NYears = 5

# Risk-free asset rate
Rf = 0.02

# Define the time period of study
end = datetime.today()
start = end - timedelta(days = NYears*365)

```

```
print("Start date:%str    End date:%str" %(start, end))

stock_data = receive_data(stocks, start, end)
market_data = receive_data(market, start, end)
stock_market_data = stock_data.assign( GSPC =
market_data['^GSPC'])

comaprison
(stock_market_
data, Rf)
```

ДОДАТОК Б. ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ ОПТИМІЗАЦІЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ

```
import pandas_datareader.data as web
import datetime
from datetime import datetime, date, timedelta
import ccxt
from pandas_datareader import data as pdr
import pandas as pd
pd.set_option('display.max_columns', None)
pd.set_option('display.max_rows', None)
import numpy as np
from scipy.optimize import minimize
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# Initializing the Binance API via ccxt
binance = ccxt.binance()

# For warnings suppression
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

from pypfopt.expected_returns import mean_historical_return
from pypfopt.risk_models import CovarianceShrinkage
from pypfopt.efficient_frontier import EfficientFrontier
from pypfopt.discrete_allocation import DiscreteAllocation,
get_latest_prices
from pypfopt import HRPOpt
from pypfopt.efficient_frontier import EfficientCVaR
import cvxpy as cp
```

```

# A function to download stocks' adjusted close price
def receive_data(tickers, start, end):
    adj_close_df = pd.DataFrame()
    for ticker in tickers:
        data = pdr.get_data_yahoo(ticker, start, end,
progress=False)
        adj_close_df[ticker] = data["Adj Close"]
    return adj_close_df

```

```

# A function to normalize prices
def daily_return(data):
    log_returns = data.pct_change().dropna()
    return log_returns

```

```

# One portfolio test and evaluation
def evaluation (data, Rf = 0.02, weights = None):
    result = pd.DataFrame()
    log_return = daily_return(data)
    if weights is None:
        result["ExpRet"] = log_return.mean()*252
        result["ExpVol"] = log_return.std() *np.sqrt(252)
        result["ExpSha"] = (result["ExpRet"] - Rf) /
result["ExpVol"]
    else:
        result["ExpRet"] =
[ $\text{np.sum}(\text{log\_return.mean()} * \text{weights}) * 252$ ]
        result["ExpVol"] = [ $\text{np.sqrt}(\text{weights.T} @$ 
 $\text{log\_return.cov()} @ \text{weights}) * \text{np.sqrt}(252)$ ]

```

```

        result["ExpSha"] = (result["ExpRet"] - Rf) /
result["ExpVol"]
    return result

```

```

# List of cryptocurrency trading pairs to analyze
crypto_symbols = ["BTC/USDT", "ETH/USDT", "BNB/USDT",
"ADA/USDT", "SOL/USDT"]

```

```

# define the number of years to be studied
NYears = 5

```

```

# Risk-free asset rate
Rf = 0.02

```

```

# Wealth value (Budget)
wealth = 5000

```

```

# Define the time period of study
end = datetime.today()
start = end - timedelta(days = NYears*365)
print("Start date:%str    End date:%str" %(start, end))

```

```

portfolio = receive_data(stocks, start, end)

```

```

Start date:2019-11-04 15:14:04.730982tr    End date:2024-11-
06 15:14:04.730982tr

```

```

# Calculate optimal share volumes using the obtained
weights from simulation.

```

```

def share_volume(weights, portfolio, wealth):

```

```

evaluation = pd.DataFrame()
evaluation['Price'] = portfolio.iloc[-2]
da = DiscreteAllocation(weights, evaluation['Price'],
total_portfolio_value = wealth)
allocation, leftover = da.greedy_portfolio()
Optimal_weights = pd.DataFrame.from_dict([weights])
evaluation['Optimal Weights'] = Optimal_weights.T
evaluation['Optimal Volume'] =
pd.DataFrame.from_dict([allocation]).T
evaluation['Total pay'] = evaluation['Optimal Volume']
* evaluation['Price']
    print("Not allocated budegt: %0.2f outof
"%(leftover,wealth ))
    print(evaluation.replace(np.nan, 0))
    return
def MaxSharpe(data,wealth):
    mu = mean_historical_return(data)
    S = CovarianceShrinkage(data).ledoit_wolf()

    ef = EfficientFrontier(mu, S)
    ef.max_sharpe(risk_free_rate=0.02)

    weight_arr = ef.weights
    weights_max_sharpe = ef.clean_weights()
    ef.portfolio_performance(verbose=True)
    share_volume(weights_max_sharpe,data, wealth )
    Optimal_weights =
pd.DataFrame.from_dict([weights_max_sharpe])
    Optimal_weights.iloc[0].plot(kind='pie',
                                autopct='%1.1f%%',

colors=sns.color_palette('Set2'),

```

```

textprops={'fontsize':8},
ylabel = "Optimal weights")
    results = evaluation (data, weights =
Optimal_weights.iloc[0].T)
    return results

MaxSharpe_resu
lts =
MaxSharpe(port
folio,wealth)
def Hierarchical_Risk_Parity (data,wealth):
    returns = data.pct_change().dropna()
    hrp = HRPOpt(returns)
    hrp_weights = hrp.optimize()
    results = hrp.portfolio_performance(verbose=True)
    share_volume(hrp_weights,data, 5000 )
    Optimal_weights = pd.DataFrame.from_dict([hrp_weights])
    Optimal_weights.iloc[0].plot(kind='pie',
                                autopct='%1.1f%%',

colors=sns.color_palette('Set2'),
                                textprops={'fontsize':8},
ylabel = "Optimal weights")
    results = evaluation (data, weights =
Optimal_weights.iloc[0].T)
    return results

HRP_results =
Hierarchical_R
isk_Parity(port
folio,
wealth)
def Efficient_CVaR (data, wealth):
    mu = mean_historical_return(data)

```

```

S = CovarianceShrinkage(data).ledoit_wolf()

ef_cvar = EfficientCVaR(mu, S, solver=cp.ECOS)
cvar_weights = ef_cvar.min_cvar()
cleaned_weights = ef_cvar.clean_weights()
Optimal_weights =
pd.DataFrame.from_dict([cleaned_weights])
Optimal_weights.iloc[0].plot(kind='pie',
                             autopct='%1.1f%%',

colors=sns.color_palette('Set2'),
                             textprops={'fontsize':8},
ylabel = "Optimal weights")
    share_volume(cleaned_weights,data, 5000 )
    results = evaluation (data, weights =
Optimal_weights.iloc[0].T)
    return results

CVaR_results =
Efficient_CVaR
(portfolio,
wealth)

def Equal_Weight(data, wealth):
    num_assets = len(data.columns)
    weights = np.array([1 / num_assets] * num_assets)
    weights_dict = {ticker: weight for ticker, weight in
zip(data.columns, weights)}

    results = evaluation(data, weights=weights)
    share_volume(weights_dict, data, wealth) # Передаем
словарь весов

```

```

    Optimal_weights =
pd.DataFrame.from_dict([weights_dict])
    Optimal_weights.iloc[0].plot(kind='pie',
                                autopct='%1.1f%%',

colors=sns.color_palette('Set2'),
                                textprops={'fontsize': 8},
ylabel="Optimal weights")
    return results

Equal_Weight_results = Equal_Weight(portfolio, wealth)

def Min_Variance (data, wealth):
    mu = mean_historical_return(data)
    S = CovarianceShrinkage(data).ledoit_wolf()
    ef = EfficientFrontier(mu, S)
    ef.min_volatility()

    weights_min_var = ef.clean_weights()
    ef.portfolio_performance(verbose=True)
    share_volume(weights_min_var, data, wealth)
    Optimal_weights =
pd.DataFrame.from_dict([weights_min_var])
    Optimal_weights.iloc[0].plot(kind='pie',
                                autopct='%1.1f%%',

colors=sns.color_palette('Set2'),
                                textprops={'fontsize': 8},
ylabel="Optimal weights")
    results = evaluation(data,
weights=Optimal_weights.iloc[0].T)
    return results

```

```
Min_Variance_results = Min_Variance(portfolio, wealth)

from pypfopt.objective_functions import L2_reg

# Creating a DataFrame to store all results
df = pd.DataFrame({
    'Criteria': ['ExpRet', 'ExpVol', 'ExpSha'],
    'MaxSharpe_results':
MaxSharpe_results.iloc[0].values.tolist(),
    'HRP_results': (HRP_results.iloc[0]).values.tolist(),
    'CVaR_results': (CVaR_results.iloc[0]).values.tolist(),
    'Equal_Weight_results':
(Equal_Weight_results.iloc[0]).values.tolist(),
    'Min_Variance_results':
(Min_Variance_results.iloc[0]).values.tolist()
})

# plotting graph
df.plot(x="Criteria", y=["MaxSharpe_results",
"HRP_results", "CVaR_results", "Equal_Weight_results",
"Min_Variance_results"], kind="bar", grid=True)
plt.show()
```

ДОДАТОК В ДОПОВІДЬ У ВИГЛЯДІ ПРЕЗЕНТАЦІЇ

Підхід до прийняття торгових рішень на основі оптимізації інвестиційного портфеля

Виконав:
Студент групи КА-32мп
Кіріянов І.О.
Керівник:
Савастьянов В.В.

1

Мета роботи – розробка програми для отримання інформації про аналіз та оптимізацію інвестиційного портфеля, а також проведення порівняльного аналізу різних методів портфельної оптимізації.

Об'єкт дослідження – ринкові дані курсів криптовалюва останні 5 років.

Предмет досліджень – методи аналізу інвестиційного портфеля такі як бета коефіцієнт, модель оцінки капітальних активів (CAPM); коефіцієнт Шарпа, коефіцієнт Трейнора, M2 (модель Модльєні-Міллера), альфа Дженсена, показник співвідношення інформації та коефіцієнт Сортіно, а також такі методи оптимізації інвестиційного портфелю як коефіцієнт Шарпа, ієрархічний паритет ризиків (HPR) умовна вартість під ризиком (CVaR), мінімальна дисперсія (Min_Var) та метод рівних ваг (Equal_Weight).

2

Актуальність роботи

У сучасному світі інвестиції є невід'ємною частиною економічного розвитку як окремих осіб, так і підприємств. Оптимізація інвестиційного портфеля є ключовим завданням для забезпечення максимальної віддачі при мінімальному ризику. У реальному світі інвестори часто стикаються з невизначеністю та нечіткістю в оцінках ризиків та доходів. Вивчення моделей оптимального портфельного управління криптовалютами стає особливо актуальним в умовах соціальних та поведінкових змін.

3

Огляд вхідних даних та аналіз інвестиційного портфеля

В значенні параметрів використаємо дані з сайту binance.com. Серед криптовалют для розгляду було обрано наступні : Bitcoin (BTC/USDT), Ethereum (ETH/USDT), Binance coin (BNB/USDT), Cardano (ADA/USDT), Solana (SOL/USDT). За часовий проміжок було взято останні 5 років, а саме дані з 17.11.2019 року до 15.11.2024. У цьому датасеті основні атрибути наступні :

- 1) відомості про вартість криптовалюти на початку календарного дня (Open);
- 2) на кінець календарного дня (Close);
- 3) найвища вартість впродовж дня (High);
- 4) найнижча вартість впродовж дня (Low).

Для аналізу інвестиційного портфеля будемо використовувати наступні метрики :

- бета коефіцієнт ;
- модель оцінки капітальних активів (CAPM);
- коефіцієнт Шарпа ;
- коефіцієнт Трейнора ;
- M2 (модель Модльяні-Міллера);
- альфа Дженсена ;
- показник співвідношення інформації ;
- коефіцієнт Сортіно.

4

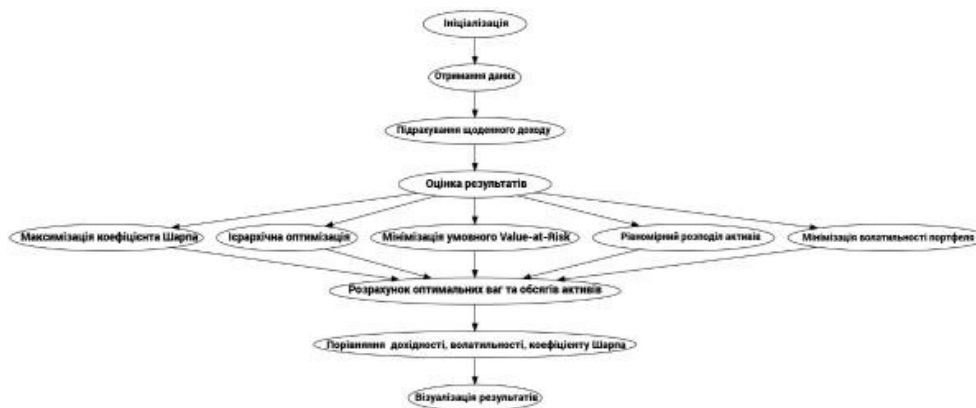
Оптимізація інвестиційного портфеля

Для оптимізації інвестиційного портфеля використовуються наступні методи оптимізації інвестиційного портфелю :

- коефіцієнта Шарпа
- ієрархічного паритету ризиків (HPR)
- умовної вартості під ризиком (CVaR)
- мінімальної дисперсії (Min_Var)
- рівних ваг (Equal_Weight).

5

Схема підходу оптимізації інвестиційного портфеля

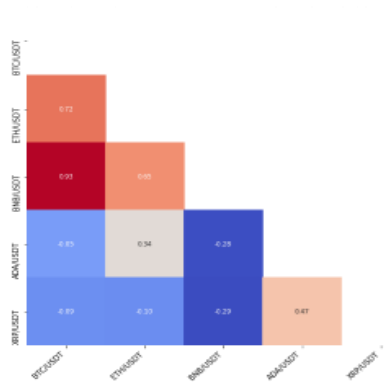


6

Результати аналізу інвестиційного портфелю

	Volatility	Beta	CAPM	Sharpe ratio	Treynor ratio	M2	Jensen's alpha	Sortino ratio	Information ratio
BTC/USDT	0.605082	0.105704	0.338406	3.218761	18.425238	0.000000	1.741745	5.007578	0.000000
ETH/USDT	0.620437	0.228917	0.709595	2.537099	9.092908	0.874755	1.639990	3.827278	0.012289
BNB/USDT	1.273217	0.341180	1.047721	2.814324	10.502513	5.592267	2.918758	5.683575	0.150002
ADA/USDT	1.125496	0.234617	0.726727	2.616134	12.550021	3.529272	2.487505	4.881178	0.091474
SOL/USDT	1.525126	1.000000	3.032296	1.975086	3.812256	5.844859	-1.064641	3.826706	0.097696

Рисунок 1. Вихідні дані аналізу оцінки портфелю метриками



6

Рисунок 3. Матриця кореляції



Рисунок 2. Вихідні дані аналізу оцінки портфелю метриками

Результати оптимізації інвестиційного портфелю

Expected annual return: 522.6%
 Annual volatility: 81.1%
 Sharpe Ratio: 6.42
 Not allocated budget: 63.59 out of 5000.00

	Price	Optimal weights	Optimal volume	Total pay
BTC/USDT	58746.57000	0.00892	0.0	0.00000
ETH/USDT	1840.46000	0.00000	0.0	0.00000
BNB/USDT	311.29620	0.00000	0.0	0.00000
ADA/USDT	1.21189	0.38865	1603.8	1942.65967
SOL/USDT	19.06850	0.60244	157.0	2993.75450

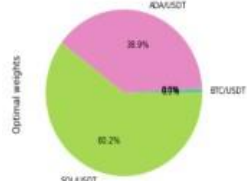


Рисунок 4. Результат оптимізації коефіцієнтом Шарпа

Expected annual return: 250.6%
 Annual volatility: 69.1%
 Sharpe Ratio: 3.60
 Not allocated budget: 1153.74 out of 5000.00

	Price	Optimal Weights	Optimal Volume	Total pay
BTC/USDT	58746.57000	0.377760	0.0	0.00000
ETH/USDT	1840.46000	0.205472	1.0	1840.46000
BNB/USDT	311.29620	0.138714	2.0	622.59240
ADA/USDT	1.21189	0.181379	748.0	906.49372
SOL/USDT	19.06850	0.096675	25.0	476.71250

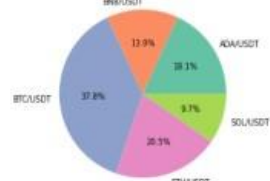


Рисунок 5. Результат оптимізації за допомогою ієрархічного паритету

7

Результати оптимізації інвестиційного портфелю

Not allocated budget: 139.87 out of 5000.00

	Price	Optimal weights	Optimal Volume	Total pay
BTC/USDT	58746.57000	0.0000	0.0	0.000
ETH/USDT	1840.46000	0.0000	0.0	0.000
BNB/USDT	311.29620	0.9618	15.0	4669.443
ADA/USDT	1.21189	0.0000	0.0	0.000
SOL/USDT	19.06850	0.0382	10.0	190.685

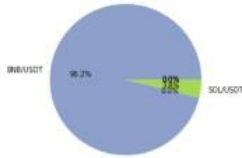


Рисунок 6. – Результат оптимізації за допомогою умовної вартості під ризиком (CVaR)

8

Not allocated budget: 234.28 out of 5000.00

	Price	Optimal Weights	Optimal Volume	Total pay
BTC/USDT	58746.57000	0.2	0.0	0.00000
ETH/USDT	1840.46000	0.2	1.0	1840.46000
BNB/USDT	311.29620	0.2	3.0	933.88860
ADA/USDT	1.21189	0.2	825.0	999.80925
SOL/USDT	19.06850	0.2	52.0	991.56200

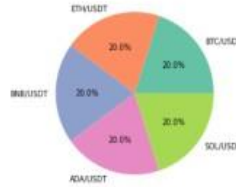


Рисунок 7. – Результат оптимізації за допомогою рівноважних ваг (Equal_Weight)

Результати оптимізації інвестиційного портфелю

Expected annual return: 286.9%
 Annual volatility: 60.0%
 Sharpe Ratio: 4.75
 Not allocated budget: 3534.57 out of 5000.00

	Price	Optimal Weights	Optimal Volume	Total pay
BTC/USDT	58746.57000	0.70529	0.0	0.00000
ETH/USDT	1840.46000	0.00000	0.0	0.00000
BNB/USDT	311.29620	0.00000	0.0	0.00000
ADA/USDT	1.21189	0.03762	155.0	187.84295
SOL/USDT	19.06850	0.25709	67.0	1277.58950



Рисунок 8. – Результат оптимізації за допомогою метод мінімальної дисперсії (Min_Variance)

9

Порівняння методів

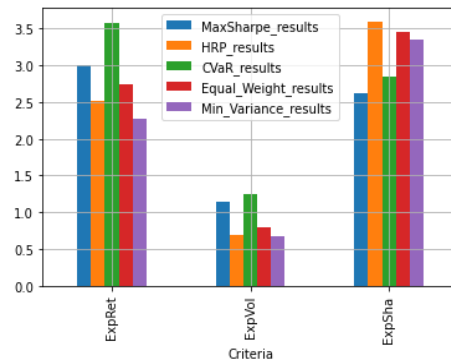


Рисунок 9. Результат порівняльного аналізу розглянутих методів

10

Висновки

Опираючись на отримані дані можна побачити, що очікувана прибутковість та очікувана волатильність приймають найбільшних значень при застосуванні методу оптимізації Cvar.

Методу оптимізації співвідношення Шарпа має найкращі показники очікуваної прибутковості та очікуваної волатильності після методу Cvar.

Метод ієрархічного паритету ризиків(HRP) видає середні показники очікуваної прибутковості та очікуваної волатильності порівняно з іншими методами, проте має найкращі показники по коефіцієнту Шарпа.

Метод мінімальної дисперсії (MinVar) має найменшу очікувану прибутковість та волатильність.

Найбільш оптимізованим виявився портфель після використання методу умовної вартості під ризиком(CVaR).

12

Дякую за увагу

