МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА
Факультет інформаційних технологій
Кафедра інтелектуальних технологій

ВИПУСКНА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему:

«Створення та оптимізація інвестиційного портфеля за допомогою машинного навчання»

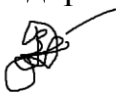
Галузь знань **12 «Інформаційні технології»**

Спеціальність **122 «Комп'ютерні науки»**

Освітня програма «**Комп'ютерні науки»**

Освітній рівень: бакалавр

Виконав: студент 4 курсу, групи КН- 41
Задорожний Дмитро Віталійович



Керівник: Тмєнова Н.П.
(прізвище та ініціали)
канд. фіз-мат. наук, доцент
(науковий ступінь, звання)

Випускна кваліфікаційна робота бакалавра допущена до захисту рішенням кафедри *інтелектуальних технологій*
Протокол № 11 від 06.06.2022 р.
зав. кафедри_____ доц. Іларіонов О.Є.

Київ – 2022

ЗАВДАННЯ

НА ВИПУСКНУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

1.Тема проекту (роботи): Створення та оптимізація інвестиційного портфеля за допомогою машинного навчання

затверджена протоколом засідання кафедри від « 23» грудня 2021 року. №4

2. Термін здачі студентом закінченого проекту (роботи) 31 травня 2022 року

3. Вихідні дані до проекту (роботи): Оптимізований та збалансований портфель акцій

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, що їх належить розробити)

Аналіз предметної області, вибір архітектури, аналіз існуючих методів, розробка програмного забезпечення.

5. Перелік презентаційного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових презентацій)

Презентація PowerPoint, яка містить короткі відомості про задачу, інформацію про використані методи, архітектуру системи, програмну реалізацію, демонстрацію роботи програми

6.Консультанти з випускної кваліфікаційної роботи із зазначенням розділів випускної кваліфікаційної роботи, що їх стосуються

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
1			
2			
3			

7. Дата видачі завдання 15 лютого 2022 року

Керівник _____ / Тмєнова Н.П. /
(підпис) (ПІБ)

Завдання прийняв до виконання / Задорожний Д.В. /
(підпис) (ПІБ)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Пор. №	Назва етапів випускної кваліфікаційної роботи	Термін виконання етапів випускної кваліфікаційної роботи	Примітка
1	Обговорення постановки завдання та змісту пояснювальної записки	25.01.2022 -22.02.2021	
2	Вибір та	23.02.2021	

	формування теми	- 26.02.2021	
3	Аналіз предметної області	27.02.22 – 10.03.22	
4	Вибір методів рішення задачі	11.03.22 – 20.04.22	
5	Створення програми	21.04.2022 - 10.05.2021	
6	Оформлення пояснювальної записки	11.05.2022 – 02.06.2022	

Студент-дипломник _____ /Задорожний Д.В. /
(підпис) (ПІБ)

Керівник випускної кваліфікаційної роботи _____ / Тмєнова Н.П. /
(підпис) (ПІБ)

Анотація

Задорожний Дмитро Віталійович виконав випускну кваліфікаційну роботу на тему «Створення та оптимізація інвестиційного портфеля за допомогою машинного навчання» за спеціальністю 122 - «Комп’ютерні науки».

Дана випускна кваліфікаційна робота фокусується на дослідженні сучасних технологій в сфері оптимізації інвестаційного портфеля. Розглянуто методи оптимізації. Також була написана програма яка використовує оптимізацію із застовуванням розлянутих методів.

Ключові слова: машинне навчання, акції, оптимізація, границі ефективності, коефіцієнт Шарпа.

Annotation

Zadorozhnyi Dmytro Vitaliyovych completed the final qualification work on the topic "Creation and optimization of the investment portfolio with the help of machine learning" in the specialty 122 - "Computer Science".

This final qualifying work focuses on the study of modern technologies in the field of investment portfolio optimization. Optimization methods are considered. There was also written a program that uses optimization with the use of scattered methods.

Key words: machine learning, stocks, optimization, ,the Efficient Frontier, sharpe ratio.

ВСТУП 7

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД, ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ 9

1.1 8

1.2 9

1.3 11

1.4 Постановка задачі на розробку інвестиційного портфеля за допомогою машинного навчання 14

1.5 14

РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ДЛЯ БАЛАНСУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ 16

2.1 Розробка архітектури 16

2.1.1 Функціональний аналіз 16

2.1.2 IDEF0 процесу видачі майбутніх прибутків від інвестицій 18

2.1.3 Визначення штучного інтелекту та машинного навчання 20

2.1.4 Використання ML в управлінні інвестиціями 22

2.2 Efficient Frontier 25

2.2.1 Що таке Efficient Frontier? 25

2.2.2 Розуміння Efficient Frontier 26

2.2.4 Критика Efficient Frontier 27

2.2.5 Особливі міркування 28

2.2.6 Чому Efficient Frontier важливий? 29

2.2.7 Що таке оптимальне портфоліо? 29

2.2.8 Як будується Efficient Frontier? 29

2.2.9 Як інвестор може використовувати Efficient Frontier? 29

2.3 Коефіцієнт Шарпа 30

2.3.1 Що таке коефіцієнт Шарпа? 30

2.3.2 Формула та розрахунок коефіцієнта Шарпа 30

2.3.3 Що може розповісти коефіцієнт Шарпа 31

2.3.4 Приклад використання коефіцієнта різкості 32

2.3.5 Різниця між коефіцієнтом Шарпа та коефіцієнтом Сортіно 33

2.3.6 Обмеження використання коефіцієнта Шарпа 33

2.3.7 Що таке хороший коефіцієнт різкості? 34

2.3.8 Як обчислюється коефіцієнт Шарпа? 34

РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ 35

3.1 Обґрунтування вибору програмних засобів 35

3.2 Структура програмного забезпечення 37

3.3 Керівництво користувача 37

3.4 Огляд процесу тестування 39

3.5 Висновки до третього розділу 40

Висновоки 41

Список посилання. 42

Додаток. 43

Список скорочень.

Ші - штучний інтелект

МЛ – машинне навчання

АІ – штучний інтелект

Efficient Frontier – границя ефективності, кордон ефективності

ВСТУП

Портфель час від часу перебалансовується, щоб інвестори могли отримати максимальну віддачу від інвестицій. Інвестор або менеджер фонду оптимізує акції в портфелі, щоб підтримувати бажаний рівень прибутку та ризику.

Перед обличчям ризикованих інвестиційних можливостей, варіанти інвестування не можуть покладатися лише на очікувані норма прибутку. Інвестори повинні бути готові нести високий ризик, якщо вони очікують отримати високі норми прибутку.

Тому аналіз вартості акцій, вибір комбінації акцій у портфелі оптимально, а вимірювати ризик інвестування на ринку капіталу дуже необхідно.

Управління портфелем мінімізує ризики, пов’язані з інвестуванням, а також підвищує шанси отримати прибуток.

Об’єктом дослідження даної роботи є процеси створення та оптимізація інвестиційного портфеля за допомогою машинного навчання.

Предметом дослідження роботи є створення та оптимізація машинного навчання для інвестиційного портфеля.

Мета даного дипломного проекту полягає в створення штучного інтелекту для інвестування. Ця программа Допоможе отримати рекомендації системи та відсоток успішного інвестування з мінімальним ризиком. Це дозволить полегшити процес самостійного інвестування брокеру та заощадити час аналізу ринку.

Для досягнення даної мети потрібно виконати наступні завдання:

- провести аналіз існуючих технологічних бірж для інвестування
- провести аналіз основних методів
- сформувати функціональні та нефункціональні вимоги для розробленої програми
- розглянути процеси даної предметної області
- розробити архітектуру інвестиційної системи за допомогою штучного інтелекту

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД, ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

1.1 Аналітичний огляд літератури за темою роботи

Дослідження фінансового машинного навчання можна умовно розділити на чотири потоки.

Перший стосується прогнозування ціни на активи, коли дослідники намагаються передбачити майбутню вартість цінних паперів за допомогою методології машинного навчання.

Другий потік включає прогнозування важких або м’яких фінансових подій, таких як несподіванки щодо прибутку, зміни режиму, корпоративні дефолти, а також злиття та поглинання.

Третій потік передбачає передбачення та/або оцінку значень, які не пов’язані безпосередньо з ціною цінного паперу, таких як майбутній дохід, волатильність, оцінка фірми, кредитні рейтинги та квантилі факторів.

Четвертий і останній потік включає використання методів машинного навчання для вирішення традиційних проблем оптимізації та моделювання у фінансах, таких як оптимальне виконання, розмір позиції та оптимізація портфеля.

1.2 Аналіз існуючих біржових систем для інвестування

Біржі для існування стрімко розвиваються у сфері інвестицій і на даний момент біржі вже мають змогу інвестувати без участі користувача. Наведемо та проаналізуємо деякі з них.

На сьогоднішній день існує величезна кількість бірж які дають можливість інвестувати свої кошти в акції та збільшувати свій капітал з маленьким шансом невдачі. Наведем приклад з трьох бірж інвестування “Binance”, “Libertex” та “Freedom”.

“Binance”— сервіс обміну криптовалют.Binance створено у 2017 році, у січні 2018 року сервіс став найбільшим в світі за обсягами торгів.

Компанію засновано в КНР, але згодом вона перенесла свої сервери та штаб-квартиру до Японії після заборони урядом КНР торгівлі криптовалютами у вересні 2017 року.

“Libertex” – група компаній, що була однією з трійки провідних учасників російського роздрібного ринку Форекс. У групі компаній входять фінансові та освітні компанії. Компанія була заснована в 1997.

“Freedom” – Працює з 1999 року. Надає фінансові послуги в Україні вже понад 20 років. Перші із СНД вийшли на NASDAQ. Компанія є частиною Freedom Holding Corp., акції якого лістингуються на біржі США.

На основі аналізу різних бірж визначимо фактори їх порівняння:

1. Можливість інвестувати самостійно

Користувач не завжди довіряє іншим людям або штучному інтелекту и бажає інвестувати завдяки особистим навичкам та аналізу ринку.

2. Можливість інвестувати без особистої присутності

Користувач зазвичай бажає інвестувати без особистої присутності та довіритись діло акціонерам або готовому штучному інтелекту для отримання відсотків від особистих коштів на протязі деякого часу.

3. Зручність інвестицій

Обов’язково необхідно отримувати чітку інформацію про акції, яку вони мали ціну за минулий день, неділю місяць рік для аналізу ринку та отримувати інформацію про засновників компанії яка випустила акції на ринок для користувачів.

4. Наявність різних мов

Для акціонера важливо отримувати інформацію на англійській або на мові акціонера для зручності користування

5. Наявність вибору інвестицій

На біржі повинні бути величезна кількість всіх можливих компаній, від самих маленьких до великих. Для користувача, для вибору необхідної компанії та аналізу ринку.

6. Можливість продавати або купувати акції

Біржа повинна підтримувати можливість продавати особисті акції, якщо користувачу набридне їх тримати в своєму гаманці акції або навпаки докупати необхідні акції на ринку.

7. Рейтинг акцій

Біржа підтримує рейтинг нових акцій, акцій які мають гарні результати або навпаки, показують за останній час гірший результат ніж інші.

Таблиця 1.1. Порівняння існуючих рішень за факторами

	Binance	Libertex	Freedom
Можливість інвестувати самостійно	+	+	+
Можливість інвестувати без особистої	-	-	+

присутності			
Зручність інвестицій	-	-	-
Наявність різних мов	+	+	-
Наявність вибору інвестицій	+	+	+
Можливість продавати або купувати акції	-	+	-
Рейтинг акцій	+	+	-

Отже, можна зробити висновок, що існуючі біржі об'єднують в собі досить багато функцій. Інвестиції залежать від користувача або від іншої людини яка може помилитися. Метою даної роботи є поєднання усіх вище перерахованих функцій для комфортного інвестування, а також можливість отримання рекомендацій на основі обраних користувачем акцій завдяки штуному інтелекту.

1.3 Аналіз основних процесів предметного середовища

Наступним етапом проаналізуємо основні процеси, побудувавши відповідні діаграми. Створимо контекстну діаграму «ЯК Є» та її декомпозицію, які продемонструють процеси предметного середовища інвестиційного портфеля за допомогою машинного навчання.

На вході система отримує необхідну інформація для інвестицій та для майбутнього аналізу минулих цін, перегляд графіків та іншої інформації яка допоможе системі зробити шанс на майбутній очікуваний прибуток. Серед елементів керування для даного процесу зазначено закон України про “Податок з доходів фізичних осіб” для усунення порушення законів України.

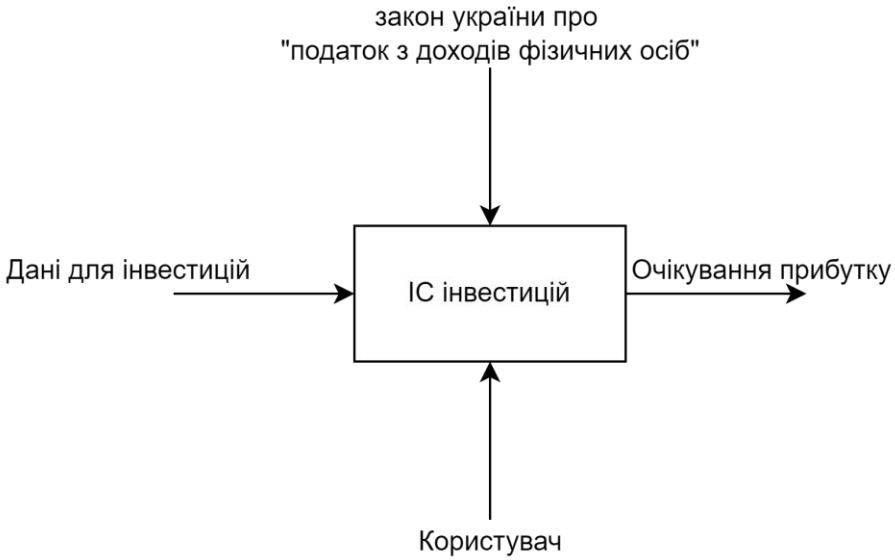


Рисунок 1.3 – Контекстна діаграма ЯК Є

Розглянемо детальніше описаний процес, побудувавши декомпозицію його основних функцій (рис. 1.4). Для початка користувач повинен виділити основні акції або криптовалюту для інвестицій які йому до вподоби. Створює необхідний список та надає системі дані для інвестицій. Далі система отримує інформацію в виді списку вподобань від користувача та система аналізує минулу ціну та графік акції, після обробки графіку система отримує очікуваний результат від майбутньої ціни та формує оцінку акції або криптовалюти, на виході отримуємо очікуваний прибуток від вибраних акцій або криптовалют від користувача.

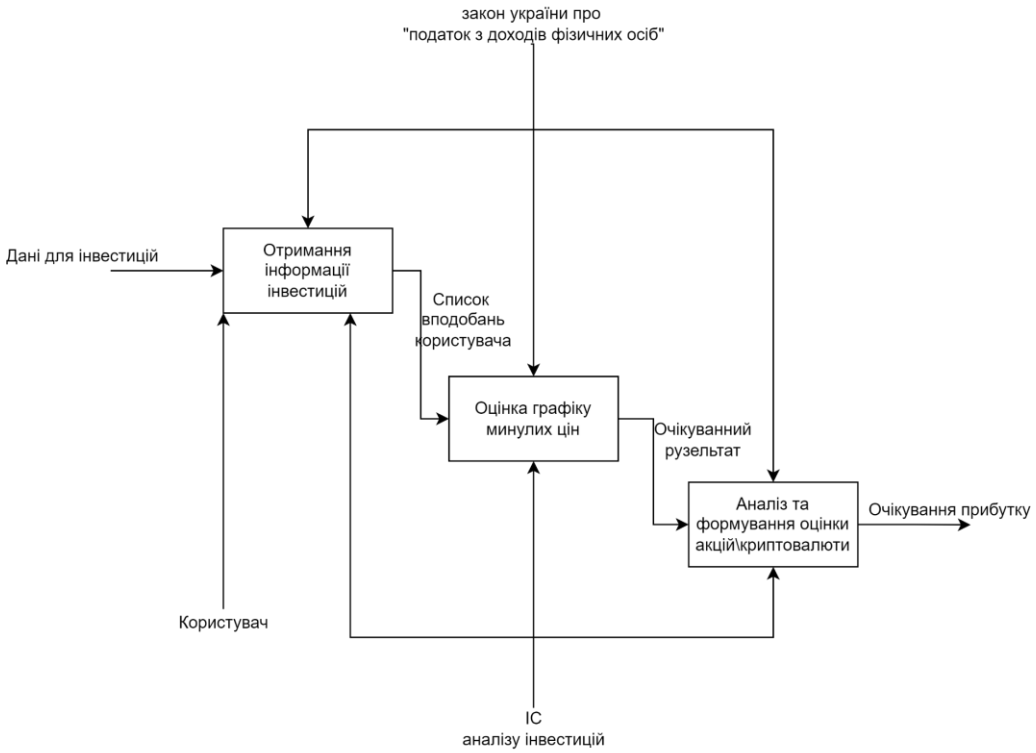


Рисунок1.4 - Декомпозиція основних функцій діаграми ЯК Є

Отже, процес планування інвестицій потребує значних зусиль, багато часу і ресурсів для отримання результату, який задовольнить інвестора, який збирається збільшити свої статки. Щоб точно вдачно інвестувати, що хочеться, та отримати справжні рекомендації та аналіз інвестиції. Аналіз ринку та актуальність акції, перегляд минулих цін та шлях графіку. За допомогою системи, що розробляється, цей процес стане простіше та зручніше: треба тільки зайти у програму та надати список особистих уподобань. Таким чином інвестор може зберегти свої кошти та збільшити їх з мінімальним ризиком втрати статків.

1.4 Постановка задачі на розробку інвестиційного портфеля за допомогою машинного навчання

Функціональні вимоги:

- реєстрація у системі

Користувач, який перший раз зайшов у систему повинен мати можливість створити новий акаунт для отримання майбутніх рекомендацій для інвестицій

- можливість увійти в системі в свій акаунт (логін)

Зареєстрований користувач повинен мати можливість увійти у вже створений акаунт для перегляда його особистих уподобань та перегляду його інвестицій, отримання очікуваного прибутку для нових акцій.

- можливість обрати улюблені інвестиції

Користувач має можливість завантажувати список особистих уподобань для майбутніх інвестицій та отримати чіткий відсоток шансу на підняття цін

- визначення критеріїв оцінювання

Система повинна рахувати очікувану валативність, прибуток та відсоток успіху інвестиції

1.5 Висновки до першого розділу

Отже, в результаті ретельного огляду літератури за темою «біржі та інвестиції» було оцінено сучасний стан та поняття бірж для інвестування. Також було проаналізовано вже існуючі онлайн біржі темою досліджень. Було обрано фактори та порівняно відповідні системи між собою. Таким чином були сформовані нові, відносно існуючих рішень, вимоги до системи, яка розробляється.

Також було проаналізовано основні процеси предметного середовища та побудова діаграми, які їх відображають. В результаті, ми переконались в актуальності даної інвестиційної системи. Останнім етапом було сформовано задачу на розробку.

РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ДЛЯ БАЛАНСУВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ

Штучний інтелект і машинне навчання є новими технологіями, які, здається, призначені визначити майбутнє бізнес-операцій, включаючи управління інвестиціями.

Індустрія фінансових послуг та управління активами все більше формується завдяки використанню рішень AI та ML. Однак, незважаючи на широку увагу, яка приділяється їм, все ще існує багато помилкових уявлень, що стосуються штучного інтелекту та машинного навчання, які можуть заважати фірмам і менеджерам фондів використовувати ці інструменти для ефективності портфеля, аналізу ризиків та обслуговування клієнтів.

Оскільки все більше фондів та інших фінансових установ віддають перевагу використанню AI та машинного навчання, давайте детальніше розглянемо ML, як інвестиційні стратегії машинного навчання використовуються фондами та іншими.

2.1 Розробка архітектури

2.1.1 Функціональний аналіз

Для отримання повної картини бізнес-процесів розроблюваної системи представимо їх у вигляді дерева функцій (рис. 2.1). У вершині вказано головний модуль, а саме – модуль інвестиційного портфеля. Функції даного застосунку діляться на клієнтські та адміністративні.

До клієнтських функцій належать реєстрація, ведення профілю та отримання майбутніх прибутків. Реєстрація включає в собі можливість створення нового облікового акаунту для користування нашою системою. Ведення профілю дозволяє редагувати обліковий акаунт для користувачів в додатку. Головний модуль отримання майбутніх прибутків який надає

можливість для користувача передавати до системи дані про майбутні інвестиції для перевірки шансу, прибутку та волатильності для кожного із списку інвестицій.

До адміністративного модулю належать модули роботи з користувачами для отримання звітів їх запитів та формування актуальності та рейтингу інвестицій.

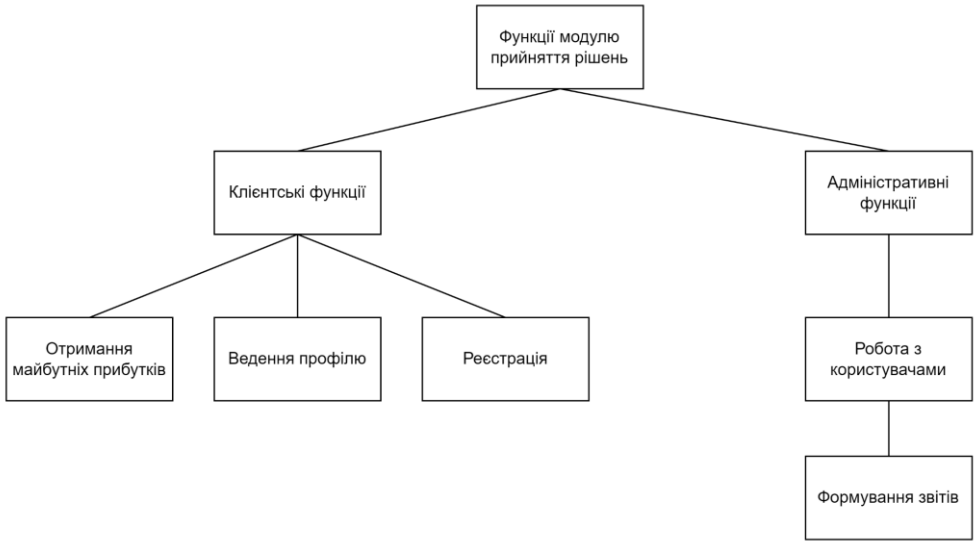


Рисунок 2.1 – Дерево функцій

Опишемо функціонування створюваного інвестиційного додатку. Робота починається, коли користувач відкриває завантажений додаток на своєму пристрої. Длі система завантажує інтерфейс користування системи та поля для вводу уподобань акцій від користувача. Користувач надає необхідну інформацію в систему про майбутні інвестиції та очікує аналіз від штучного інтелекту який перевіряє завдяки базі даних минулих цін графік ціни та його актуальність для інвестицій для зменшення ризиків та збільшенню статку користувача. На виході користувач отримує ризик, очікувані інвестиції та волатильність його уподобання.

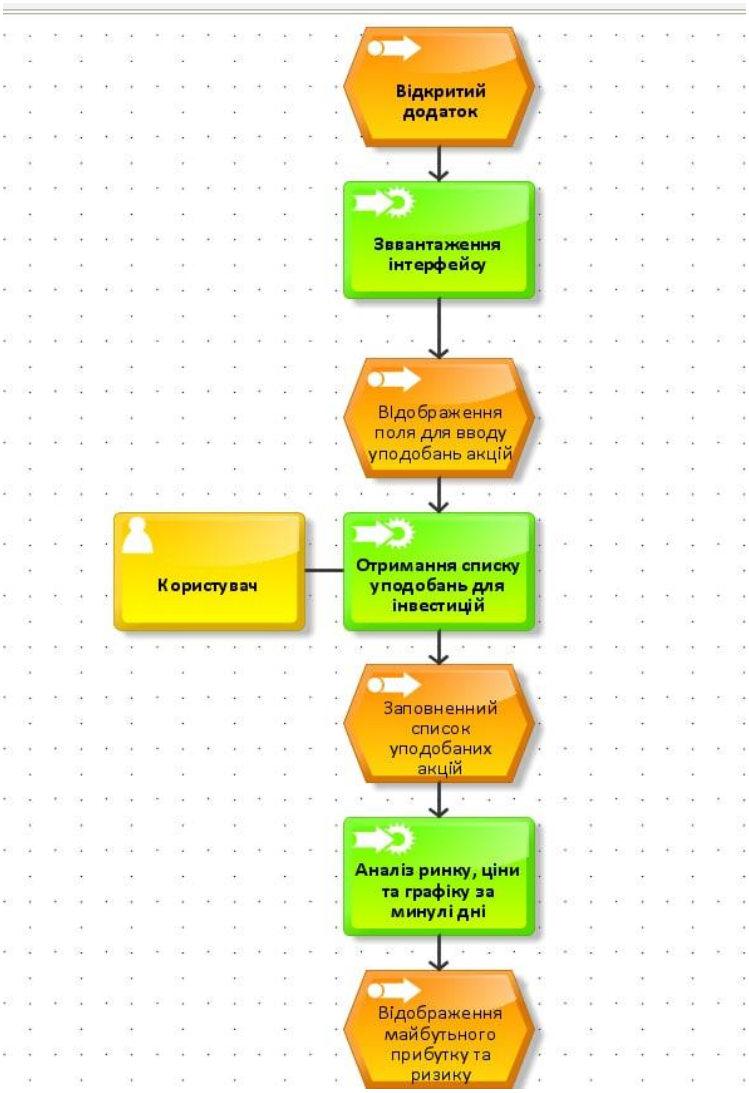


Рисунок 2.2 – Діаграма Event-Driven Process Chain для функціонування додатку

2.1.2 IDEF0 процесу видачі майбутніх прибутків від інвестицій

Представимо виконувані процеси у предметному середовищі за допомогою діаграм «ЯК БУДЕ» у нотації IDEF0, тобто вже з використанням штучного інтелекту.

Першою побудуємо контекстну діаграму. На вході система отримує вподобану акцію від користувача. На виході повертається повна інформація про ризики інвестицій саме до уподобання акції користувача.

Елементом керування є закон України про «податок доходів фізичних осіб» для врегулювання прибутку користувача від інвестиції та надання державі податку.

Після цього відбувається аналіз отриманих даних та видача ризиків інвестицій. Цей процес виконується штучним інтелектом, адже відбуваються певні математичні розрахунки, які будуть описані далі.

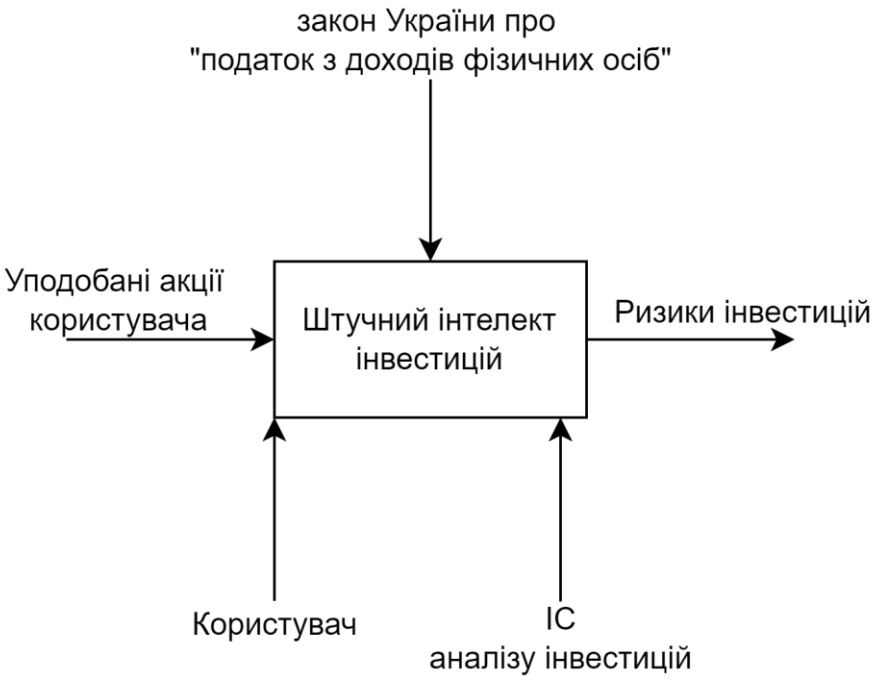


Рисунок2.3 - Контекстна діаграма ЯК БУДЕ

Більш детальний процес отримання ризиків системи відображено на діаграмі “ЯК БУДЕ”. На вході ми отримуємо вподобані акції користувача, система передає список для аналізу. Перегляд минулих цін акції для отримання інформації про стабільність акції для перевірки волатильності і передачі наступного критерію для оцінки, а саме інформація прибутку акції за окремі інтервали часу. Система оцінює всі критерії які штучний інтелект перевіряв для виводу відсотку ризику інвестиції на майбутній проміжок часу.

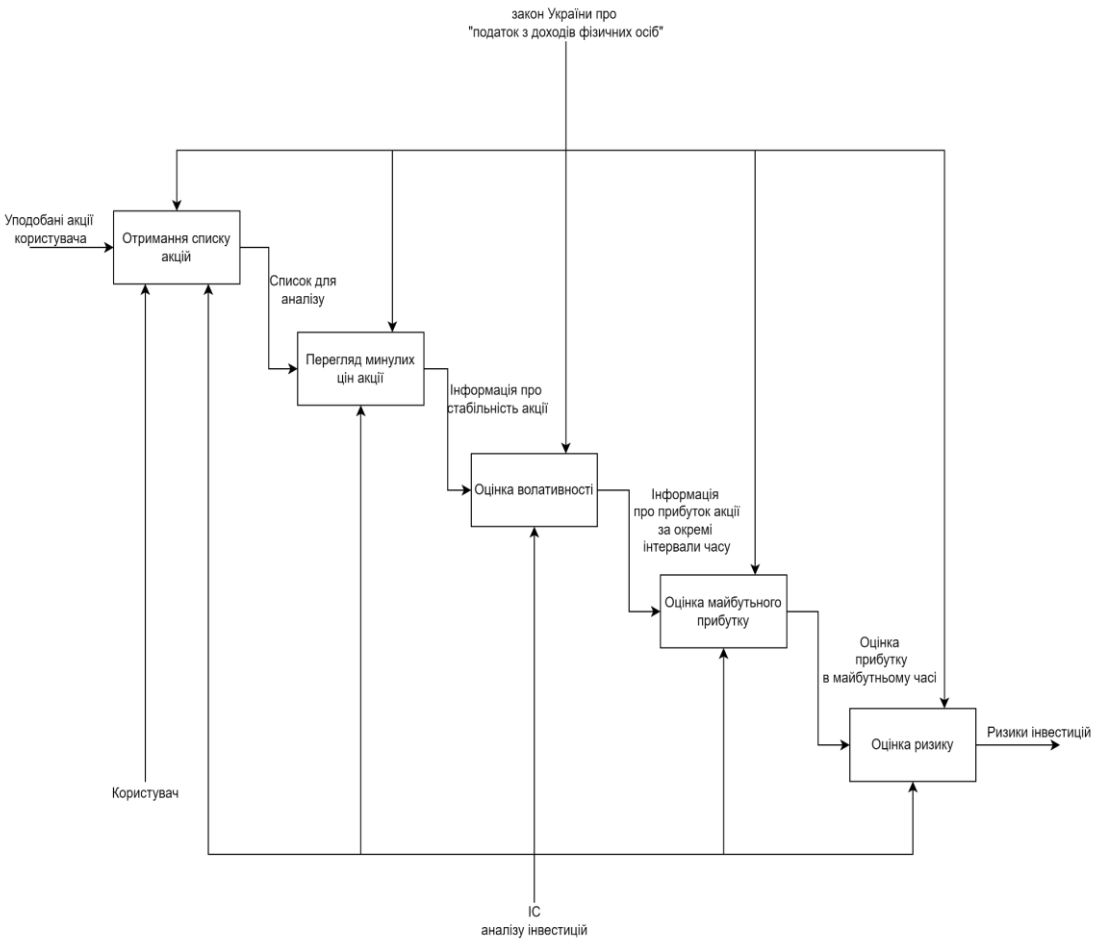


Рисунок 2.5 – Декомпозиція основних процесів діаграми ЯК БУДЕ

2.1.3 Визначення штучного інтелекту та машинного навчання

Дані стали джерелом життя для компаній з управління інвестиціями. Хоча дані завжди були важливими для прийняття інвестиційних рішень, що таке ціна, прибутки та P/E, як не точки даних? — фонди та інші учасники ринку тепер отримують переваги від набагато більш якісних та надійніших даних. Менеджери активів можуть переглядати ринкові дані в режимі реального часу, запускати складні алгоритми для пошуку закономірностей та переглядати альтернативні дані.

Інструменти для обробки великих даних і створення інсайтів також пройшли довгий шлях: увійшли AI та машинне навчання. Інвестиційні компанії мають більшу обчислювальну потужність, ніж будь-коли, для забезпечення аналізу даних.

Однак AI та ML часто помилково використовуються як взаємозамінні, тому важливо мати визначення для кожного, щоб зрозуміти їх корисність в інвестиційних процесах та рішеннях:

Штучний інтелект - це галузь комп'ютерної науки, яка має на меті відтворити здатність людини приймати рішення за допомогою машин. Важливо також визначити різні підходи до ШІ. Не кожен інструмент штучного інтелекту створений, щоб повністю замінити людей — те, що в теорії називається «сильним» ШІ. Насправді більшість усіх сучасних рішень є прикладами «слабкого» ШІ, тобто ШІ, призначеного для автоматизації звичайних ручних процесів. Як пояснює BlackRock, штучний інтелект працює за допомогою машин, які обробляють вхідні дані за допомогою різних функцій або алгоритмів для отримання результату або рішення, згенерованого комп'ютером. Функції, які використовує інструмент ШІ, можуть бути заснованими на правилах, математичними або комбінованими.

Машинне навчання є підмножиною ШІ. Ключова відмінність полягає в тому, що в той час як ШІ запрограмований певними функціями, інструменти машинного навчання призначені для навчання на даних, які вони обробляють, і методом проб і помилок знаходити глибші та релевантніші ідеї, не будучи явно запрограмованими для цього. Хоча програми машинного навчання потрібно створювати з чогось, як пояснює Investopedia, «коли стають доступними нові або додаткові дані, алгоритм автоматично коригує параметри, щоб перевірити наявність зміни шаблону».

Фактично, системи машинного навчання «вчаться» з часом, обробляючи все більше даних. Це вирішальний фактор, який відокремлює ML від штучного інтелекту загалом і робить перший настільки інтригуючим для реальних портфельних інвестицій та інвестиційних додатків.

Як підсумовує JPMorgan, саме ця основна відмінність робить машинне навчання настільки дозрілим і вигідним для управління портфелем . Завдяки обробці таких надзвичайно великих і різноманітних наборів даних за

часткову частину часу, який займає люди, інструменти ML можуть допомогти менеджерам, аналітикам і трейдерам:

Створюйте більш точні прогнозні моделі та розкривайте прогнозні сигнали з більшою ефективністю.

Постійно відстежуйте ринки на предмет змін — наприклад, проактивне виявлення ризиків або волатильності.

Адаптуйте стратегії та методи торгівлі.[15]

2.1.4 Використання ML в управлінні інвестиціями

Інвестиційні стратегії машинного навчання набувають все більшої популярності, оскільки все більше фондів і фірм використовують штучний інтелект і машинне навчання для прийняття інвестиційних рішень та управління активами, серед інших функцій.

На високому рівні є чотири функції управління активами, у яких AI та машинне навчання, зокрема, можуть мати цінність. Згідно з повідомленням FirmAI, онлайн-дослідницького ресурсу та групи пропаганди штучного інтелекту, ці чотири домени включають:

Прогнозування цін на активи — прогнозування майбутніх цін з використанням методології ML, яку можна використовувати для посилення стратегій торгівлі факторами, серед інших підходів.

Прогноз подій — передбачення «твердих» і «м’яких» фінансових подій, таких як злиття та поглинання, корпоративні дефолти та зміни керівництва.

Value estimation — оцінка вартості та факторів за межами ціни.

Оптимізація — створення портфоліо з використанням методів машинного навчання для оптимізації розподілу, зважень і розмірів.

Аналіз неструктурованих/альтернативних даних

Ринкові дані є структурованими даними: тобто їх можна легко впорядкувати, організувати, відформатувати та шукати — як ціна. Ви можете

повернутися назад і з відносною легкістю шукати ціну цінного паперу в точних точках історії. Однак менеджери фондів все частіше в пошуках переваг звертаються до альтернативних джерел даних, які в основному неструктуровані. Опитування Refinitiv 2020 року показало, що лише 3% фінансових компаній не використовують альтернативні дані, що значно менше, ніж 30%, які сказали те саме в 2018 році. Альтернативні джерела даних включають супутникові зображення, новини, оголошення монетарної політики центрального банку, тенденції в соціальних мережах і стенограми дзвінків. Такі набори даних настільки великі й неструктуровані, що їх неможливо проаналізувати вручну. Знайти закономірності в неструктурованих даних набагато простіше за допомогою інструментів машинного навчання, що дозволяє фондам використовувати більш глибокі знання, які викривають ринок, продуктивність і ціну, які залишаються поза радаром. Наприклад, інструменти ML можуть аналізувати дані із супутникових зображень, що дає менеджерам фондів уявлення про врожайність культур або настрої споживачів у роздрібній торгівлі.[7]

Однією з провідних інвестиційних стратегій машинного навчання є використання таких інструментів для створення альфа-версії з різноманітних потоків і з більшою послідовністю. Коротше кажучи, альфа-інвестування зосереджено на отриманні прибутку, який перевершує ринок, використовуючи активні методи управління активами. За словами JPMorgan, торгові стратегії, які шукають альфа-фактор, можна більш ефективно та ефективно реалізувати за допомогою інструментів машинного навчання, каже JPMorgan: «Системи машинного навчання розшифровують зміни і можуть навіть адаптувати часові рамки своїх вимірювань і прогнозування цін, щоб потенційно підвищити генерацію альфа-версії в різних ринкових середовищах».

Стратегії арбітражної торгівлі побудовані на основі підходу використання невеликих розбіжностей у прибутках для отримання великомасштабних прибутків. По суті, арбітраж передбачає одночасну купівлю та продаж активів на різних ринках, одержання прибутку від ринкової неефективності, що дозволяє трейдерам продавати актив на одному ринку за ціною і купувати той самий актив на іншому ринку за іншою ціною. Цінність технік машинного навчання для такої методології торгівлі очевидна: люди мають лише стільки часу, уваги та зусиль, які вони можуть присвятити пошуку арбітражних можливостей на ринках. Процес виявлення таких отворів можна значно скоротити та спростити за допомогою інструментів ML.

Зрештою, деякі торгові або інвестиційні рішення можуть прийматися на основі інстинктів або емоцій. Згідно з Harvard Business Review, можна покладатися на інструменти машинного навчання , щоб до певної міри зменшити упередження або виявити їх: «МЛ можна використовувати для опитування історичних торгових записів менеджерів портфеля та команд аналітиків для пошуку закономірностей, які виявляють ці упередженості. Потім люди можуть ще раз перевірити інвестиційні рішення, які вписуються в ці некорисні моделі». Керівники активами можуть покладатися на системи машинного навчання, щоб забезпечити об’єктивну розвідку або прогнозну аналітику для прийняття оптимальних інвестиційних рішень. Такі інструменти автоматизації можуть бути особливо корисними в умовах кризи або надзвичайної нестабільності, коли може знадобитися швидке переоцінювання розподілу.

Приклад використання

Наприклад, гірничодобувна компанія XYZ щойно виявила алмазну шахту в маленькому містечку в Індонезії. Інструмент машинного навчання в руках менеджера активів, який зосереджується на видобувних компаніях,

підкреслить це як відповідні дані. Модель інструменту машинного навчання потім використовуватиме інструмент аналітики, який називається аналітикою прогнозування, щоб передбачити, чи буде гірничодобувна галузь прибутковою з часом або які акції видобутку з часом зростуть у вартості, на основі нещодавнього висновку. Інформація без будь-якої інформації від розпорядника, а ктивів. Ця інформація передається менеджеру активів для аналізу та прийняття рішень щодо свого портфеля. Тоді керуючий активами може вирішити інвестувати мільйони доларів в акції XYZ.[11]

Після несприятливої події, наприклад, страйку індонезійських шахтарів, комп'ютерний алгоритм автоматично коригує свої налаштування, щоб створити новий шаблон. Таким чином, вбудована в машину обчислювальна модель залишається актуальною навіть при зміні світових подій і без необхідності коригування коду для відображення змін. Оскільки розпорядник активів отримав ці нові дані вчасно, він може обмежити свої збитки, вийшовши з акцій.

2.2 Efficient Frontier

2.2.1 Що таке Efficient Frontier?

Ефективна межа — це набір оптимальних портфелів, які пропонують найвищу очікувану прибутковість для визначеного рівня ризику або найнижчий ризик для даного рівня очікуваної прибутковості. Портфелі, які лежать нижче Efficient Frontier, є неоптимальними, оскільки вони не забезпечують достатньої прибутковості для рівня ризику. Портфелі, які групуються праворуч від ефективної межі, є неоптимальними, оскільки мають вищий рівень ризику для визначеної норми прибутку.[12]

2.2.2 Розуміння Efficient Frontier

Теорія Efficient Frontier була введена лауреатом Нобелівської премії Гаррі Марковіцем у 1952 році і є наріжним каменем сучасної теорії портфеля (MPT). 1 Efficient Frontier оцінює портфелі (інвестиції) за шкалою прибутку (вісь y) проти ризику (вісь x). Зведений річний темп зростання (CAGR) інвестицій зазвичай використовується як компонент прибутку, тоді як стандартне відхилення (у річному обчисленні) відображає показник ризику.

Efficient Frontier графічно представляє портфелі, які максимізують прибуток за прийнятий ризик. Дохід залежить від комбінацій інвестицій, які складають портфель. Стандартне відхилення цінного паперу є синонімом ризику. В ідеалі інвестор прагне наповнити портфель цінними паперами з винятковою прибутковістю, але з комбінованим стандартним відхиленням, яке нижче, ніж стандартні відхилення окремих цінних паперів.

Чим менше синхронізовані цінні папери (нижча коваріація), тим менше стандартне відхилення. Якщо ця комбінація оптимізації прибутковості та ризику парадигми буде успішною, тоді цей портфель має вибудовуватися вздовж ефективної лінії кордону.

Ключовим висновком цієї концепції була перевага диверсифікації, що є результатом викривлення Efficient Frontier. Кривизна є невід'ємною частиною виявлення того, як диверсифікація покращує профіль ризику/винагороди портфеля. Це також показує, що гранична віддача від ризику зменшується.

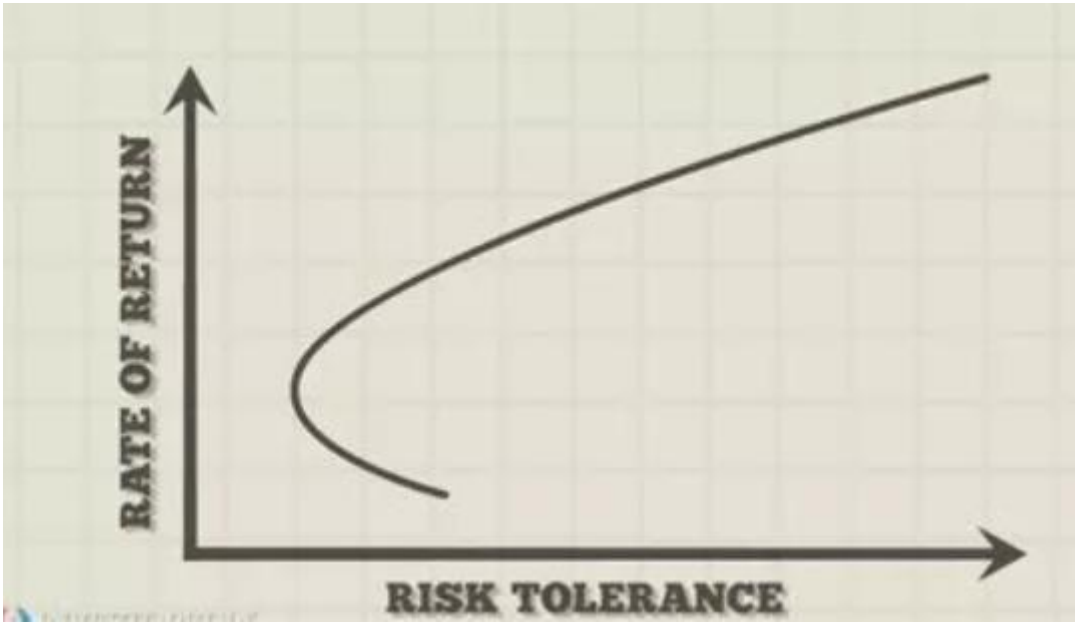


Рис2.1

Додавання більшого ризику в портфель не отримує рівної суми прибутку — оптимальні портфелі, які містять ефективний кордон, як правило, мають вищий ступінь диверсифікації, ніж неоптимальні, які зазвичай менш диверсифіковані.

2.2.4 Критика Efficient Frontier

Efficient Frontier і сучасна теорія портфеля мають багато припущень, які не можуть належним чином відображати реальність. Наприклад, одне з припущень полягає в тому, що прибуток від активів має нормальний розподіл.

Насправді цінні папери можуть мати прибутки (також відомі як ризик хвоста), які відрізняються більш ніж на три стандартні відхилення від середнього. Отже, кажуть, що прибуток від активів слідує за лептокуртичним розподілом або розподілом важких хвостів.

Крім того, Марковіц висуває кілька припущень у своїй теорії, наприклад, що інвестори раціональні та уникають ризику, коли це можливо, що не вистачає інвесторів, щоб впливати на ринкові ціни, і що інвестори мають необмежений доступ до позик і позик під безризикові відсотки. ставка.

Проте реальність доводить, що на ринку є ірраціональні та ризиковані інвестори, є великі учасники ринку, які можуть впливати на ринкові ціни, а є інвестори, які не мають необмеженого доступу до позик і позик.

2.2.5 Особливі міркування

Одне з припущень щодо інвестування полягає в тому, що вищий ступінь ризику означає вищий потенційний прибуток. І навпаки, інвестори, які беруть на себе низький ступінь ризику, мають низький потенційний прибуток. Відповідно до теорії Марковіца, існує оптимальний портфель, який можна розробити з ідеальним балансом між ризиком і прибутковістю.

Оптимальний портфель не просто включає цінні папери з найвищим потенційним прибутком або цінні папери з низьким рівнем ризику. Оптимальний портфель має на меті збалансувати цінні папери з найбільшою потенційною прибутковістю з прийнятним ступенем ризику або цінні папери з найменшим ступенем ризику для даного рівня потенційної прибутковості. Точки на графіку ризику та очікуваної прибутку, де лежать оптимальні портфелі, відомі як ефективний кордон.

Припустимо, що ризикований інвестор використовує ефективний кордон для вибору інвестицій. Інвестор вибирає цінні папери, які лежать на правому кінці ефективного кордону. Правий кінець ефективного кордону включає цінні папери, які, як очікується, будуть мати високий ступінь ризику в поєднанні з високою потенційною прибутковістю, що підходить для інвесторів з високою толерантністю до ризику. І навпаки, цінні папери, які лежать на лівому кінці ефективного кордону, підходять для інвесторів, які не схильні до ризику.

2.2.6 Чому Efficient Frontier важливий?

Efficient Frontier графічно зображує переваги диверсифікаці. Кривизна Efficient Frontier показує, як диверсифікація може покращити профіль ризику портфеля та винагороди.

2.2.7 Що таке оптимальне портфоліо?

Оптимальний портфель – це портфель, розроблений з ідеальним балансом ризику та прибутку. Оптимальний портфель має на меті збалансувати цінні папери, які пропонують найбільшу можливу прибутковість із прийнятним ризиком, або цінні папери з найменшим ризиком за певного доходу.

Очікувана прибутковість портфеля є сумарну очікувану прибутковість входять до нього цінних паперів, зважену з урахуванням їх частки портфелі.[6]

$$E(P_p) = \sum_{i=7}^{n} w_i E(P_i))$$

2.2.8 Як будується Efficient Frontier?

Efficient Frontier оцінює портфелі на координатній площині. На осі x відкладається ризик, тоді як прибутковість — на осі y — річне стандартне відхилення зазвичай використовується для вимірювання ризику, тоді як складний річний темп зростання (CAGR) використовується для прибутку.

2.2.9 Як інвестор може використовувати Efficient Frontier?

Щоб Efficient Frontier, інвестор, який прагне до ризику, вибирає інвестиції, які припадають на право сторону Frontier. Тим часом, більш консервативний інвестор вибирає інвестиції, які лежать по лівий бік Frontier.

2.3 Коефіцієнт Шарпа

2.3.1 Що таке коефіцієнт Шарпа?

Коефіцієнт Шарпа був розроблений лауреатом Нобелівської премії Вільямом Ф. Шарпом і використовується, щоб допомогти інвесторам зрозуміти прибутковість інвестицій порівняно з ризиком. Коефіцієнт – це середній прибуток, отриманий понад безризикову

ставку на одиницю волатильності або загального ризику. Волатильність – це показник коливань цін на актив або портфель.[7]

2.3.2 Формула та розрахунок коефіцієнта Шарпа

$$\text{Коефіцієнт шарпа} = \frac{E\left[R - P_{\dot{F}}\right]}{\sigma}$$

де:

Pc - повернення портфеля

Pf – безризикова ставка

σc - стандартне відхилення надлишкової прибутковості портфеля

Коефіцієнт Шарпа розраховується так:

Віднімiть безризикову ставку з прибутковості портфеля. Безризиковою ставкою може бути ставка або прибутковість казначейства США, наприклад, річна або дворічна прибутковість казначейства.

Розділіть результат на стандартне відхилення надлишкової прибутковості портфеля. Стандартне відхилення допомагає показати, наскільки прибутковість портфеля відрізняється від очікуваної. Стандартне відхилення також проливає світло на волатильність портфеля.

2.3.3 Що може розповісти коефіцієнт Шарпа

Віднімання безризикової ставки із середньої прибутковості дозволяє інвестору краще відокремити прибутки, пов’язані з діяльністю, пов’язаною з ризиком. Безризикова норма прибутку – це прибуток від інвестиції з нульовими ризиками, тобто прибутковість, яку інвестори можуть очікувати, не приймаючи ризику. Наприклад, прибутковість облігацій казначейства США може бути використана як безризикова ставка.

коефіцієнт Шарпа є одним з найбільш широко використовуваних методів для розрахунку прибутку з поправкою на ризик. Сучасна теорія портфеля (MPT) стверджує, що додавання активів до диверсифікованого портфеля, який має низьку кореляцію, може знизити ризик портфеля без шкоди для прибутку.

Додавання диверсифікації повинно збільшити коефіцієнт Шарпа в порівнянні з аналогічними портфелями з нижчим рівнем диверсифікації. Щоб це було правдою, інвестори також повинні прийняти припущення, що ризик дорівнює волатильності, що не є необґрунтованим, але може бути занадто вузьким, щоб застосовувати його до всіх інвестицій.

Коефіцієнт Шарпа можна використовувати для оцінки минулої ефективності портфеля (послі), якщо у формулі використовується фактична прибутковість. В якості альтернативи інвестор може використовувати очікувану продуктивність портфеля та очікувану безризикову ставку для розрахунку передбачуваного коефіцієнта Шарпа .[9]

Коефіцієнт Шарпа також може допомогти пояснити, чи надлишок прибутку портфеля пов’язаний із розумними інвестиційними рішеннями чи результатом занадто великого ризику. Хоча один портфель або фонд може отримувати більшу прибутковість, ніж його аналоги, це лише гарна інвестиція, якщо ці вищі прибутки не супроводжуються надлишковим додатковим ризиком.

Чим більший коефіцієнт Шарпа портфеля, тим краще його показники з урахуванням ризику. Якщо аналіз призводить до негативного коефіцієнта Шарпа, це означає, що безризикова ставка перевищує прибутковість портфеля, або очікується, що прибутковість портфеля буде від’ємною. У будь-якому випадку негативний коефіцієнт Шарпа не має жодного корисного значення.

2.3.4 Приклад використання коефіцієнта різкості

Коефіцієнт Шарпа часто використовується для порівняння зміни загальних характеристик ризику та прибутку, коли до портфеля додається новий актив або клас активів.

Наприклад, інвестор розглядає можливість додавання хедж-фонду до свого існуючого портфеля, який наразі поділений між акціями та облігаціями та прибутковістю 15% за останній рік. Поточна безризикова ставка становить 3,5%, а волатильність прибутковості портфеля становила 12%, що складає коефіцієнт Шарпа 95,8%, або (15% - 3,5%), поділений на 12%.

Інвестор вважає, що додавання хедж-фонду до портфеля знизить очікувану прибутковість до 11% у наступному році, але також очікує, що волатильність портфеля впаде до 7%. Вони припускають, що безризикова ставка залишиться незмінною протягом наступного року.

Використовуючи ту саму формулу, з прогнозованими майбутніми цифрами, інвестор виявляє, що портфель має очікуваний коефіцієнт Шарпа 107%, або (11% - 3,5%), поділений на 7%.

Тут інвестор продемонстрував, що хоча інвестиції хедж-фонду знижують абсолютну прибутковість портфеля, він покращив його результати з урахуванням ризику. Якщо додавання нових інвестицій знизило коефіцієнт Шарпа, його не слід додавати до портфеля. У цьому прикладі передбачається, що коефіцієнт Шарпа на основі минулих показників можна справедливо порівняти з очікуваними майбутніми показниками.

2.3.5 Різниця між коефіцієнтом Шарпа та коефіцієнтом Сортіно

Різновидом коефіцієнта Шарпа є коефіцієнт Сортіно, який усуває вплив зростаючого руху ціни на стандартне відхилення, щоб зосередитися на розподілі прибутків, які нижчі за цільову або необхідну прибутковість.

Коефіцієнт Сортіно також замінює безризикову ставку на необхідну прибутковість у чисельнику формули, роблячи формулу прибутковістю портфеля мінус необхідну прибутковість, поділену на розподіл доходів нижче цільового або необхідного доходу.

Іншим варіантом коефіцієнта Шарпа є коефіцієнт Трейнора, який використовує бета-версію портфеля або кореляцію з рештою ринку. Бета - це показник волатильності та ризику інвестицій у порівнянні з ринком у цілому.

Мета коефіцієнта Трейнора полягає в тому, щоб визначити, чи отримує інвестор компенсацію за прийняття додаткового ризику, що перевищує ризик, притаманний ринку. Формула коефіцієнта Трейнора – це прибутковість портфеля мінус безризикова ставка, поділена на бета-версію портфеля.

2.3.6 Обмеження використання коефіцієнта Шарпа

Коефіцієнт Шарпа використовує стандартне відхилення прибутковості в знаменнику як показник загального ризику портфеля, який передбачає, що прибуток розподіляється нормально. Нормальний розподіл даних схожий на кидання кісток. Ми знаємо, що під час багатьох кидків найпоширенішим результатом з кубиків буде сім, а найменш поширеними результатами будуть два і дванадцять.

Однак прибуток на фінансових ринках відхиляється від середнього через велику кількість несподіваних падінь або стрибків цін. Крім того, стандартне відхилення передбачає, що рух ціни будь-якому напрямку є однаково ризикованим.

Коефіцієнтом Шарпа можуть маніпулювати портфельні менеджери, які прагнуть збільшити свою очевидну історію прибутку з поправкою на ризик. Це можна зробити, збільшивши інтервал вимірювань. Це призведе до нижчої оцінки волатильності. Наприклад, щорічне стандартне відхилення щоденної прибутковості, як правило, вище, ніж тижневої прибутковості, яка, у свою чергу, вище, ніж місячна прибутковість.

Вибір періоду для аналізу з найкращим потенційним коефіцієнтом Шарпа, а не нейтральним періодом огляду назад, — це ще один спосіб вибрати дані, які спотворять прибуток з урахуванням ризику.

2.3.7 Що таке хороший коефіцієнт різкості?

Коефіцієнт Шарпа вище 1,0, як правило, вважається «хорошим», оскільки це означає, що портфель пропонує надлишковий прибуток відносно його волатильності. Сказавши це, інвестори часто порівнюють коефіцієнт Шарпа портфеля відносно його аналогів. Таким чином, портфель з коефіцієнтом Шарпа 1,0 може вважатися неадекватним, якщо конкуренти в групі однолітків мають середній коефіцієнт Шарпа вище 1,0.

2.3.8 Як обчислюється коефіцієнт Шарпа?

Щоб розрахувати коефіцієнт Шарпа, інвестори спочатку віднімають безризикову ставку від норми прибутку портфеля, часто використовуючи прибутковість казначейських облігацій США як показник безризикової норми прибутку. Потім вони ділять результат на стандартне відхилення надлишкової прибутковості портфеля. Зауважте, що при використанні стандартного відхилення ця формула неявно передбачає, що прибуток портфеля розподіляється нормально, що насправді може бути не так.

РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

3.1 Обґрунтування вибору програмних засобів

Для розробки застосунку було використано ряд інструментів та методів, за допомогою яких створено інвестиційну систему за допомогою машинного навчання.

Основна мова програмування Python з використанням бібліотек: “Pandas”, “Yahoo! Finance”, “NumPy” та “PyPortfolioOpt”.

Бібліотека Pandas надає інтерфейс API, який спеціально отримує фінансові дані з фінансових веб-сайтів, які можна використовувати як інший

спосіб отримання кількісних даних про торгові акції. Цей інтерфейс реалізує доступ до даних про акції веб-сайту як клієнт на основі бібліотеки urllib3[1].

Yahoo! Finance — провайдер фінансової інформації, який належить Yahoo! Один з головних постачальників подібної інформації в США з близько 70 мільйонів відвідувачів на травень 2018 року згідно з даними eBizMBA.

Yahoo! Finance надає новини та довідкову інформацію по темам, пов'язаним з бізнесом, фінансами та економікою. Довідкова інформація включає в себе котирування і рейтинги цінних паперів, прес-релізи та фінансові звіти компаній. Сайт містить тематичні форуми і дискусійні групи, а також пропонує ряд сервісів для менеджера особистої фінансової інформацією. Міжнародні представництва сайту пропонують аналогічну інформацію і сервіси по країнам присутності на їх національними мовами[2].

Портфельна теорія Марковіца (Modern portfolio theory) - розроблена Гаррі Марковіц методика формування інвестиційного портфеля, спрямована на оптимальний вибір активів, виходячи з необхідного співвідношення доходність / ризик. Сформульовані ним у 1950-х роках ідеї становлять основу сучасної портфельної теорії.

Основні положення портфельної теорії були сформульовані Гаррі Марковіцем під час підготовки ним докторської дисертації у 1950-1951 роках.

Народженням же портфельної теорії Марковиця вважається опублікована у «Фінансовому журналі» 1952 року стаття «Вибір портфеля». У ній він уперше запропонував математичну модель формування оптимального портфеля та навів методи побудови портфелів за певних умов. Основна заслуга Марковіца полягала в пропозиції ймовірнісної формалізації понять «дохідність» та «ризик», що дозволило перекласти завдання вибору оптимального портфеля формальною математичною мовою. Треба відзначити, що в роки створення теорії Марковіц працював у RAND Corp., разом із одним із засновників лінійної та нелінійної оптимізації — Джорджем

Данцигом і сам брав участь у вирішенні зазначених завдань. Тому власна теорія після необхідної формалізації добре лягала у зазначене русло.

Марковіц постійно займається удосконаленням своєї теорії і в 1959 випускає першу присвячену їй монографію «Вибір портфеля: ефективна диверсифікація інвестицій»[3].

NumPy (скорочено від Numerical Python) — бібліотека з відкритим вихідним кодом мови програмування Python. Можливості:

підтримка багатовимірних масивів (включаючи матриці);

підтримка високорівневих математичних функцій, призначених до роботи з багатовимірними масивами.

Математичні алгоритми, реалізовані мовами, що інтерпретуються (наприклад, Python), часто працюють набагато повільніше тих же алгоритмів, реалізованих компілюваними мовами (наприклад, Фортран, Сі, Java). Бібліотека NumPy надає реалізації обчислювальних алгоритмів (у вигляді функцій та операторів), оптимізованих для роботи з багатовимірними масивами. В результаті будь-який алгоритм, який може бути виражений у вигляді послідовності операцій над масивами (матрицями) і реалізований з використанням NumPy, працює так само швидко, як еквівалентний код, що виконується MATLAB[4].

3.2 Структура програмного забезпечення

Завдяки бібліотекам “Pandas”, “Yahoo! Finance”, “NumPy” та “PyPortfolioOpt” программа отримує необхідну інформацію для сканування цін на акції та видає вердикт по необхідному списку від користувача та бажану кількість грошей для інвестицій їх ризики та очікуваний прибуток.

Специфікація програмних модулів

Таблица 3.1

Модуль	Опис
diplom.py	Головний модуль та основний який обробляє отриману інформацію завдяки бібліотекам та аналізує

	ринок, після чого видає інформацію ризиків та очікуваного прибутку. – Вхідні дані: список акцій\криптовалюти та кількість грошей для інвестування Вихідні дані: Інформація про ризик, очікуваний прибуток та волатильність.

3.3 Керівництво користувача

Наступним етапом опишемо керівництво користувача з прикладами з готової програми.

Коли користувач користується програмою для аналізу інвестицій, йому необхідно надати штучному інтелекту список необхідних програм для інвестицій та бажаний розмір гаманця для інвестицій. Після вводу необхідної інформації користувач отримує табличний звіт від бібліотек Yahoo Finance API, Pypfopt, Pandas які потрібні для завантаження та обробки вхідних даних.

Date	TSLA	NFLX	AAPL	NKE
2010-06-29	4.778000	16.082857	7.822499	14.793504
2010-06-30	4.766000	15.521429	7.680811	14.658961
2010-07-01	4.392000	15.665714	7.587674	14.771808
2010-07-02	3.840000	15.297143	7.540645	14.726232
2010-07-06	3.222000	15.324286	7.592256	14.585177
...	...	...	...	...
2022-04-29	870.760010	190.360001	157.418701	124.391808
2022-05-02	902.940002	199.460007	157.728256	125.768402
2022-05-03	909.250000	199.869995	159.246017	122.556358
2022-05-04	952.619995	204.009995	165.776428	125.748444
2022-05-05	873.280029	188.320007	156.540009	118.336807

Рисунок 3.1 – Дані табличному виду.

Також користувач отримує інформацію в виді графіку за його обраними інвестиціями. Повну ціну за окремий проміжок часу для візуалізації стану ринку та цін.

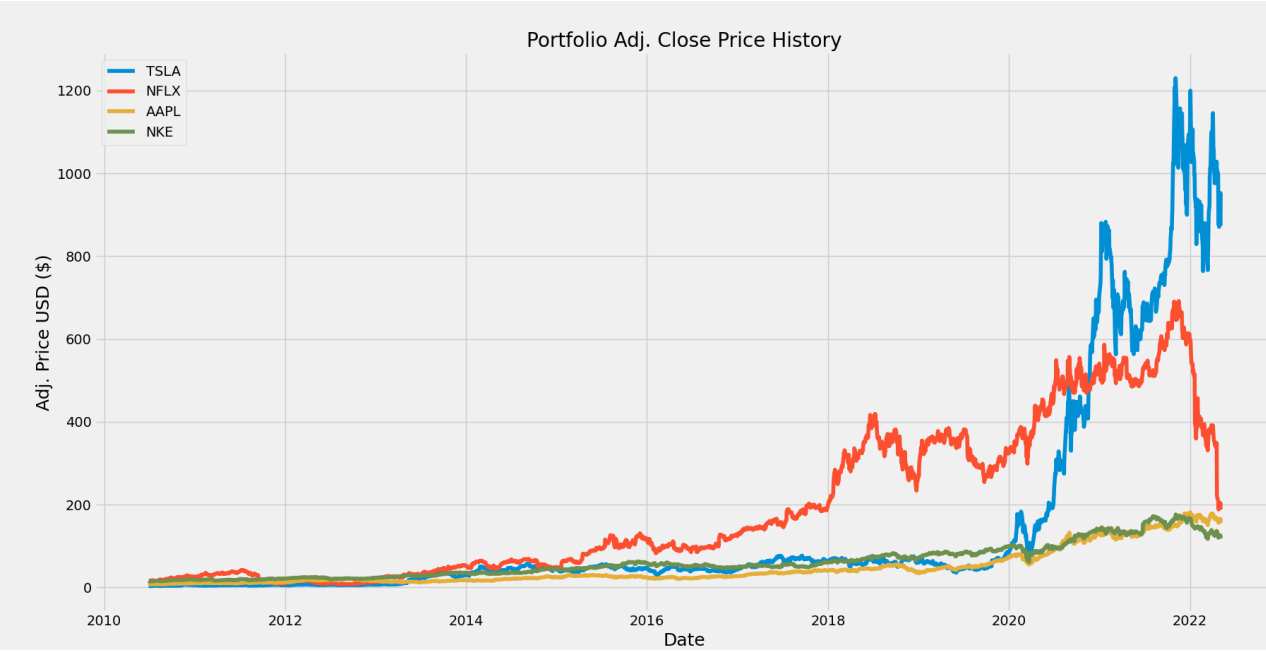


Рисунок 3.2 – Графік росту Акцій компаній за період 2015-2022

Після візуалізації цін та графіків штучний інтелект починає аналіз акцій та видає чітку інформацію у вигляді полів з аналізом ризику, волатильності акцій та очікуваного прибутку.

```
Очікувана річна прибуток: 28.999999999999996%
Річна волатильність/ризик: 23.0%
Річна дисперсія: 5.0%
```

Рисунок 3.3 – Інформація про очікуваний прибуток, волатильність\ризик та річну дисперсію.

Після всіх аналізів та відображення можливих ризиків минулих цін та волатильності, штучний інтелект підсумовує всю інформацію та надає оптимізацію гаманця користувача у виді полів.

```
Expected annual return: 34.9%
Annual volatility: 28.0%
Sharpe Ratio: 1.18
Discrete allocation:  {'TSLA': 16, 'AAPL': 169, 'GOOG': 4}
Funds remaining: $331.54
```

Рисунок 3.4 – Оптимізації портфеля.

3.4 Огляд процесу тестування

Останнім кроком оглянемо процес тестування додатку для інвестицій портфеля за допомогою машинного навчання.

Таблиця 3.2

id	Пріоритет	Модуль	Кроки	Очікувані результати
1	найвищий	diplom.py	**Аналіз існуючих акцій** Кроки: 1. Надати список існуючих акцій 2. Ввести бажаний бюджет гаманця 3. Запустити программу	1. Користувач отримує інформацію минулих цін акцій 2. Відображення графіку інвестицій 3. Відображення ризиків та іншої інформації про коректність інвестицій 4. Відображення оптимізованого портфеля
2	Найвищий	diplom.py	**Аналіз не існуючих акцій** Кроки: 1. Надати список не існуючих акцій 2. Ввести бажаний бюджет гаманця 3. Запустити программу	1. Программа не надасть минулу інформацію про неіснуючі акції

3.5 Висновки до третього розділу

Для безпосередньої реалізації інвестиційного портфеля за допомогою машинного навчання.

На початку було обрано та обгрунтовано програмні інструменти, які використовувались під час розробки додатку.

Було визначено структуру програмного застосунку, побудовано її та описано специфікацію програмних модулів у вигляді таблиці.

Було описано керівництво користувача, використовуючого программу для інвестування. Для цього було зроблено «скріншоти» відповідних моментів функціонування програми.

Заключним етапом був огляд процесу тестування створеного інвестиційного портфеля за допомогою машинного навчання, а саме – було створено ряд тест кейсів для перевірки функціоналу.

Висновоки

Значне зростання використання машинного навчання для торгівлі на фінансових ринках ускладнює ігнорування ML для інвесторів, особливо тих, хто шукає нові джерела некорельованої альфа-версії. Незважаючи на те, що ризики та проблеми залишаються, інвестори, які можуть поєднувати розумний вибір з надійною побудовою портфеля, мають можливість скористатися всіма можливостями машинного навчання для покращення результатів портфеля. Результат оптимізації вагового портфеля для інвесторів, які беруть на себе ризики з високим рівнем ризику/захищеності, має тенденцію розділити два рівні розподілу інвестиційних коштів у акціях у своєму портфелі. Що стосується інвесторів, рівень ризику/захищеності вищий пропорційно при збереженні різного зважування розподілу коштів до інвестиційних часток у своєму портфелі.

.

Список посилання.

1. Офіційний сайт paperspace [Електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу: – https://russianblogs.com/article/73871036597/
2. Yahoo! Finance [Архівовано 7 липня 2008 у Wayback Machine.]
3. Офіційний сайт paperspace [Електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу: – https://savepearlharbor.com/?p=324638
4. Андреас Мюллер, Сара Гвідо. Введення у машинне навчання за допомогою Python. Посібник з роботи з даними – Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists. - Вільямс, 2017. - 480 с.
5. Britten- Jones, M. (1999). The sampling error in estimates of mean- variance efficient portfolio weights. *The Journal of Finance, 54*(2), 655–671.
6. de Prado, M. L. (2018). The 10 reasons most machine learning funds fail. The Journal of Portfolio Management, 44(6), 120–133.
7. de Prado, M. L. (2016). Building diversified portfolios that outperform out of sample. *The Journal of Portfolio Management, 42*(4), 59–69.
8. Rapach, D. E., Strauss, J. K., Tu, J., & Zhou, G. (2019). Industry return predictability: A machine learning approach. *The Journal of Financial Data Science, 1*(3), 9–28.
9. Alexader, C. (Editor). (1999). Risk Management and Analysis. Volume 1: Measuring and Modelling Financial Risk. New York : John Wiley & Sons Inc.
10. Dowd, K. (2002). An Introduction to Market Risk Measurement. United State American: John Wiley & Sons Inc.

11. Bodie et al. (1999). Investment. Fourth Edition. Singapore : Irwin / McGraw-Hill.
12. Gruber et al. (1991). Modern Portfolio Theory and Investment Analysis. Singapore: John Wiley & Sons, Inc.
13. Jorion, P. (2004). Bank Trading Risk and Systemic Risk. Third draft: December 2004.
14. Ruppert, David. 2004. Statistics and Finanace an Introduction. New York: Springer.
15. Sukono. (2002). Model Matematika Pembentukan Portofolio Investasi Optimum Dengan Menggunakan Indeks Tunggal. Jurnal Matematika Integratif. Vol. 1, No. 1, April 2002.

Додаток.

```
from pandas_datareader import data as web
import pandas as pd
import numpy as np
from yahoo_fin import stock_info as si
from datetime import datetime
from pypfopt.efficient_frontier import EfficientFrontier
from pypfopt import risk_models
from pypfopt import expected_returns
from pypfopt import plotting
from pypfopt.discrete_allocation import DiscreteAllocation, get_latest_prices
import matplotlib.pyplot as plt
plt.style.use('fivethirtyeight')

#tickers = si.tickers_sp500()
#assets = tickers
```

```
#weights = np.array([0.066, 0.066, 0.066, 0.066, 0.066, 0.066, 0.066, 0.066, 0.066,
0.066, 0.066, 0.066, 0.066, 0.066, 0.066])
assets = ['TSLA','NFLX','AAPL','NKE']
weights = np.array([0.2,0.2,0.2,0.2])
stockStartDate = '2010-01-01'
today = '2022-05-05'
#today = datetime.today().strftime('%Y-%m-%d')
df = pd.DataFrame()

for stock in assets:
  df[stock] =
web.DataReader(stock,data_source='yahoo',start=stockStartDate,end=today)['Adj
Close']

print(df)



# Visually show the stock/ portfolio
title = 'Portfolio Adj. Close Price History'
my_stocks = df
for c in my_stocks.columns.values:
  plt.plot(my_stocks[c],label=c)

plt.title(title)
plt.xlabel('Date',fontsize=18)
plt.ylabel('Adj. Price USD ($)',fontsize=18)
plt.legend(my_stocks.columns.values,loc='upper left')
plt.show()

#показувати щоденні прості
```

```
returns = df.pct_change()
print('щоденні прості')
print(returns)

# Створіть і покажіть річну матрицю коваріації
cov_matrix_annual = returns.cov()*252
print('річну матрицю коваріації')
print(cov_matrix_annual)

# Обчисліть дисперсію портфеля
port_variance = np.dot(weights.T,np.dot(cov_matrix_annual,weights))

print("дисперсія портфеля")
print(port_variance)

# Обчисліть волатильність портфеля, відому як стандартне відхилення
port_volatility = np.sqrt(port_variance)
port_volatility

# Обчисліть річну прибутковість
portfolio_simple_annual_return = np.sum(returns.mean()*weights)*252
portfolio_simple_annual_return

# Посійте очікувану річну прибутковість, волатильність (ризик) і дисперсію
percent_var  =  str ( round ( port_variance , 2 ) * 100 ) + '%'
percent_vola  =  str ( round ( port_volatility , 2 ) * 100 ) + '%'
percent_ret  =  str ( round ( portfolio_simple_annual_return , 2 ) * 100 ) + '%'

print ( 'Очікувана річна прибуток: ' + percent_ret )
print ( 'Річна волатильність/ризик: ' + percent_vola )
```

```
print ( 'Річна дисперсія: ' + percent_var )
print('------------------------------------------')



# Оптимізація портфеля

# Обчисліть очікувану прибутковість і коваріаційну матрицю прибутку активів у річній вибірці
mu = expected_returns.mean_historical_return(df)
S = risk_models.sample_cov(df)

# Оптимізуйте для максимального співвідношення різкості
ef = EfficientFrontier(mu,S,weight_bounds=(None,None))
ef.add_constraint(lambda w: w[0]+w[1]+w[2]+w[3] == 1)
weights = ef.max_sharpe()
cleaned_weights = ef.clean_weights()
print(cleaned_weights)
ef.portfolio_performance(verbose=True)


##################################################
# Отримайте дискретний розподіл кожної акції на акцію
from pypfopt.discrete_allocation import DiscreteAllocation, get_latest_prices

latest_prices = get_latest_prices(df)
weights = cleaned_weights
da = DiscreteAllocation(weights,latest_prices,total_portfolio_value = 100000)

allocation,leftover = da.lp_portfolio()
print('Дискретне виділення: ',allocation)
```

```
print('Залишилися кошти: ${:.2f}'.format(leftover))
print('-----------------------------------------')
#################################################

# Оптимізація портфеля

# Обчисліть очікувану прибутковість і коваріаційну матрицю прибутку активів у річній вибірці
mu = expected_returns.mean_historical_return(df)
S = risk_models.sample_cov(df)

# Оптимізуйте для максимального співвідношення різкості
ef = EfficientFrontier(mu,S,weight_bounds=(None,None))
ef.add_constraint(lambda w: w[0]+w[1]+w[2]+w[3] == 1)
# 100 портфелів з ризиками від 0,10 до 0,30
risk_range = np.linspace(0.30, 0.80, 1000)
plotting.plot_efficient_frontier(ef, ef_param="risk",
ef_param_range=risk_range,show_assets=True, showfig=True)
ef.portfolio_performance(verbose=True)

#################################################
# Обчисліть очікувану прибутковість і коваріаційну матрицю прибутку активів у річній вибірці
mu = expected_returns.mean_historical_return(df)
S = risk_models.sample_cov(df)

# Оптимізуйте для максимального співвідношення різкості
ef = EfficientFrontier(mu,S,weight_bounds=(None,None))
ef.add_constraint(lambda w: w[0]+w[1]+w[2]+w[3] == 1)
```

```
fig, ax = plt.subplots()
plotting.plot_efficient_frontier(ef, ax=ax, show_assets=False)

# Знайти портфель дотику
ret_tangent, std_tangent, _ = ef.portfolio_performance()
ax.scatter(std_tangent, ret_tangent, marker="*", s=100, c="r", label="Max
Sharpe")

# Створення випадкових портфелів
n_samples = 10000
w = np.random.dirichlet(np.ones(len(mu)), n_samples)
rets = w.dot(mu)
stds = np.sqrt(np.diag(w @ S @ w.T))
sharpes = rets / stds
ax.scatter(stds, rets, marker=".", c=sharpes, cmap="viridis_r")

ax.set_title("Efficient Frontier with random portfolios")
ax.legend()
plt.tight_layout()
plt.savefig("ef_scatter.png", dpi=200)
plt.show()
```