

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

**«Динамічне ребалансування портфеля криптовалют на основі прогнозованих
технічних індикаторів методами машинного навчання»**

студента 4 курсу

спеціальності 051 «Економіка»

ОПП «Економічна кібернетика»

денної форми навчання

Проценка Вадима Сергійовича

Науковий керівник:

кандидат фізико-математичних наук, доцент

Кравець Тетяна Вікторівна

Засвідчую, що в цій роботі немає запозичень

із праць інших авторів без відповідних

посилань

Студент _____

Роботу допущено до захисту перед ЕК

рішенням кафедри економічної кібернетики

від 05.06.2024р., протокол № 15

Завідувач кафедри: доктор економічних наук,

професор Ляшенко Олена Ігорівна _____

КИЇВ – 2024

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота бакалавра містить: 46 ст., 21 рис., 2 табл., 41 джерел, додатки

Ключові слова: криптовалюта, машинне навчання, ребалансування портфелю, динамічна оптимізація, трейдинг, інвестування

Об'єкт дослідження: криптовалютні ринки

Мета дослідження: дослідження динамічного ребалансування портфелю криптоактивів з елементами прогнозування

Методи дослідження: алгоритми машинного навчання

Наукова новизна, теоретична значимість: запропоновано власний алгоритм динамічного ребалансування портфелю та проведено аналіз його ефективності

Практична цінність: робота спрямована на допомогу інвесторам, використовуючи науково обґрунтовані методи для оптимізації портфелів криптоактивів

RESUME

Taras Shevchenko National University of Kyiv,

Faculty of Economics, Department of Economic Cybernetics

Key words: cryptocurrency, machine learning, portfolio rebalancing, dynamic optimization, trading, investing

The graduation research of student Vadym Proshchenko

deals with dynamic rebalancing of cryptocurrency portfolio using machine learning methods

The work is interesting for investors looking to increase their gains out of their crypto assets

Pages 46, tables 2, bibliog. 41, append. 3

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
РОЗДІЛ 1. ХАРАКТЕРИСТИКА КРИПТОВАЛЮТ ЯК ІНВЕСТИЦІЙНИХ АКТИВІВ	6
1.1. Визначення та характеристики криптовалют	6
1.2. Ринки криптовалют, їх характеристики та фактори впливу	7
1.3. Особливості інвестування в криптовалюти	9
1.4. Характеристика обраних для аналізу криптовалют	12
РОЗДІЛ 2. ОГЛЯД МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ ПОРТФЕЛЮ	14
2.1. Теорія портфелю Гарі Марковіца.....	14
2.2. Динамічна оптимізація портфелю та технічний аналіз	16
2.3. Методи машинного навчання при прогнозуванні даних.....	19
2.4. Збільшення ефективності індикаторів технічного аналізу шляхом використання машинного навчання.....	29
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЬ ДИНАМІЧНОГО РЕБАЛАНСУВАННЯ ПОРТФЕЛЮ НА ОСНОВІ fMACDN% ІНДИКАТОРУ ТА МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ	31
3.1. Опис вхідних даних та підрахунок класичних індикаторів технічного аналізу	31
3.2. Застосування алгоритмів машинного навчання для прогнозування значення індикатору MACDN%	32
3.3. Реалізація алгоритму динамічної оптимізації портфелю на основі fMACDN% індикатору	34
ВИСНОВКИ.....	48
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	50
ДОДАТКИ.....	54

ВСТУП

Криптовалюта, починаючи з введення Біткойна в 2009 році, викликала великий інтерес серед інвесторів через свою динамічну природу та великий потенціал для високих прибутків. При цьому, її волатильність, що надає можливість великих виграшів, також може призвести до втрати значної суми капіталу. З моменту виникнення криптовалют, було запропоновано безліч стратегій оптимізації портфоліо, які зазвичай засновані на традиційних підходах до інвестицій, наприклад, теорії портфеля Марковиця.

Однак, враховуючи особливості криптоактивів, зокрема їх високу волатильність та низьку кореляцію з традиційними активами, виникає потреба в нових, адаптованих підходах до оптимізації портфоліо криптовалют. Одним з таких підходів є динамічна оптимізація портфоліо, що базується на методах машинного навчання. Цей підхід дозволяє прогнозувати майбутні тенденції на ринку криптовалют та налаштовувати портфель відповідно до цих прогнозів [27].

Метою даної роботи є дослідження динамічної оптимізації портфелю криптоактивів з елементами прогнозування. Специфічні цілі цієї роботи включають розробку моделі динамічного ребалансування на основі існуючих теоретичних та практичних робіт, а також перевірку її ефективності на історичних даних.

Поряд з теоретичним аспектом огляду вже існуючих методів динамічної оптимізації портфелю, ця робота має важливе практичне значення. Зі збільшенням кількості криптоактивів та відповідної інвестиційної активності потреба в ефективних стратегіях управління портфелем лише зростає. Ця робота спрямована на допомогу інвесторам, використовуючи науково обґрунтовані методи для оптимізації портфелів криптоактивів.

Об'єкт дослідження: криптовалютні ринки.

Предмет дослідження: стратегії оптимізації портфелю криптовалют з використанням технічного аналізу та алгоритмів машинного навчання.

Наукова новизна роботи полягає у розробці та тестуванні нової моделі динамічного ребалансування портфелю, яка використовує fMACDH% індикатор та методи машинного навчання для прогнозування рухів на ринку криптовалют.

Обумовлена мета призвела до поставлення таких завдань:

- Дослідити та описати характеристики криптовалют як інвестиційних активів.
- Проаналізувати ринки криптовалют, їх характеристики та фактори впливу.
- Вивчити особливості інвестування в криптовалюти.
- Дослідити теорію портфелю Гарі Марковіца.
- Проаналізувати методи динамічної оптимізації портфелю та технічного аналізу.
- Вивчити застосування машинного навчання у прогнозуванні даних.
- Розробити власну модель динамічної оптимізації портфелю.
- Провести оцінку якості розробленої моделі.

Робота складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

Дана робота була апробована і презентована на конференціях Dynamical System Modeling and Stability Investigation 2023 [39] та XXII Міжнародній науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених Шевченківська Весна [40].

РОЗДІЛ 1. ХАРАКТЕРИСТИКА КРИПТОВАЛЮТ ЯК ІНВЕСТИЦІЙНИХ АКТИВІВ

1.1. Визначення та характеристики криптовалют

Криптовалюти є цифровими або віртуальними валютами, які використовують криптографію для забезпечення безпеки.

Більшість криптовалют є децентралізованими системами, які базуються на блокчейн технології, що підтримується мережею комп'ютерів, або "вузлів". Кожен з цих вузлів має копію всієї історії транзакцій криптовалюти, що дозволяє їм виявляти і відхиляти транзакції, які намагаються подвійно витратити вже витрачені монети. Дана технологія дозволяє декільком сторонам, які не довіряють одна одній, вести безпечні транзакції без необхідності в посереднику. Блокчейн є типом розподіленого журналу, який зберігає записи транзакцій на всіх комп'ютерах, що беруть участь у мережі. Кожна транзакція, яка додається до блокчейну, з'являється в "блоці", який потім додається до "ланцюга" блоків. Цей процес забезпечує високий рівень безпеки і прозорості, оскільки кожна транзакція може бути простежена і перевірена. Однак, він також вимагає значних обчислювальних ресурсів, що може обмежувати швидкість і масштабність системи [19].

Криптовалюти мають ряд особливих характеристик, які відрізняють їх від традиційних форм грошей та традиційних активів. Криптовалюти не контролюються жодною центральною установою, такою як центральний банк. Вони використовують децентралізовані системи для проведення транзакцій, які засновані на технології блокчейн.

Криптовалюти надають високий рівень анонімності, оскільки транзакції не можна простежити до особистості користувача. Хоча всі транзакції відслідковуються і зберігаються в блокчейні, особисті дані користувачів залишаються прихованими.

Завдяки своїй децентралізованій природі, криптовалюти дозволяють проводити міжнародні транзакції без потреби в обмінних курсах або традиційних фінансових посередниках [1].

Більшість криптовалют має обмежену кількість монет, які можуть бути створені. Наприклад, максимальна кількість біткойнів, які можуть бути створені, становить 21 мільйон.

Коли транзакція відбувається в блокчейні, вона не може бути скасована. Це гарантує, що транзакції є прозорими та невідомими.

Криптовалюти відомі своєю високою волатильністю. Ціни можуть значно коливатися протягом короткого періоду часу, що створює і великі ризики, і великі можливості для інвесторів. Криптовалюти не залежать від жодної країни або уряду, що робить їх привабливими в умовах політичної нестабільності або економічної нестабільності.

Багато криптовалют базуються на відкритому коді, що дозволяє будь-кому перевірити та внести свій вклад в розробку програмного забезпечення. Криптовалюти, такі як Bitcoin, дозволяють користувачам "добувати" нові монети шляхом використання обчислювальної потужності для вирішення складних математичних задач. Криптовалюти існують лише в цифровому форматі. Вони не мають фізичного відображення, на відміну від традиційних валют [6].

Ці характеристики роблять криптовалюти унікальними, але також створюють додаткові ризики та виклики для інвесторів та регуляторів.

1.2. Ринки криптовалют, їх характеристики та фактори впливу

Ринок криптовалют - це місце, де люди купують, продають і обмінюються криптовалютами. Цей ринок характеризується високою волатильністю, що може привести до високих доходів або втрат. Основні фактори, що впливають на ціну криптовалют, включають попит і пропозицію, загальну економічну ситуацію, технологічні розробки та регулятивну політику. Крім того, ринки криптовалют відрізняються від традиційних фінансових ринків по ряду ключових характеристик:

- **Висока волатильність:** Ціни на криптовалюти можуть коливатися значно протягом короткого періоду часу, що робить цей ринок дуже волатильним.

Це може бути привабливим для спекулянтів, але також збільшує ризики для інвесторів.

- 24/7 торгівля: На відміну від традиційних ринків, які мають визначені торгові години, ринки криптовалют працюють цілодобово, сім днів на тиждень. Це дозволяє торгувати в будь-який час дня або ночі, незалежно від географічного розташування.
- Децентралізація: Криптовалюти не регулюються жодною центральною установою, що робить їх децентралізованими. Це означає, що вони не підлягають тим же регулятивним обмеженням, що й традиційні валюти.
- Універсальність: Всі, хто має доступ до інтернету, можуть купувати та продавати криптовалюту, незалежно від їх географічного розташування. Це робить ринки криптовалют доступними для широкої аудиторії.
- Транзакції в реальному часі: Транзакції з криптовалютою відбуваються майже миттєво, що забезпечує швидке виконання торгових операцій [22].

Різні фактори мають вплив на ціни криптовалют та загальну динаміку ринку. Рішення уряду щодо регуляції криптовалют можуть мати значний вплив на ринки криптовалют. Наприклад, якщо велика країна або блок країн вирішить заборонити криптовалюту або ввести обмежувальні регуляції, це може вплинути на ціни. Оновлення технології блокчейн або нові розробки в області викликають зміни у структурі ринку. Макроекономічні події можуть мати важливий вплив на ринок криптовалют. Наприклад, глобальні економічні кризи можуть збільшити інтерес до криптовалют як "безпечного притулку" в порівнянні з традиційними активами. В той же час, високі ставки інфляції можуть спонукати людей до пошуку альтернативних способів зберігання вартості, що може привести до зростання попиту на криптовалюту. Крім того, політична нестабільність та конфлікти також можуть вплинути на ринок криптовалют, оскільки люди можуть використовувати криптовалюту для виведення коштів з країни або обходу контролю капіталу. Перспективи та настрої інвесторів та зміни у попиту та пропозиції можуть впливати на ціни криптовалют. Якщо інвестори починають

панікувати через погані новини, це може призвести до масового продажу та спаду цін. Новини та медійні звіти також викликають зміни у цінах. Позитивні новини про конкретну криптовалюту можуть спричинити зростання її ціни, тоді як негативні новини можуть викликати спад. Загалом, медіа можуть впливати на настрої інвесторів і, відповідно, на ціни криптовалют [18].

Кожен з цих факторів може впливати на ринок криптовалют окремо або в поєднанні з іншими. Розуміння цих факторів є важливим для успішного інвестування в криптовалюту.

1.3. Особливості інвестування в криптовалюту

Криптовалюти стають все більш популярними як інвестиційні активи. Це пояснюється кількома ключовими факторами. По-перше, криптовалюти можуть пропонувати високі потенційні доходи. Волатильність криптовалют означає, що вони можуть зростати в ціні значно швидше, ніж більш традиційні активи, такі як акції або облігації. По-друге, криптовалюти є порівняно нерегульованими, що означає, що інвестори можуть використовувати їх для виходу за межі традиційних фінансових систем і втікати від деяких видів регулювання. Однак це також означає, що інвестування в криптовалюти може бути більш ризикованим, ніж інвестування в більш традиційні активи, такі як акції або облігації [1].

Регулювання криптовалют може суттєво впливати на їх використання як інвестиційних активів. Різні країни мають різні підходи до регулювання криптовалют. Наприклад, деякі країни, такі як Японія, активно підтримують розвиток криптовалют і блокчейн технологій, в той час як інші, такі як Китай, ввели строгі обмеження на їх використання. Регулювання може впливати на різні аспекти криптовалют, включаючи їх використання в незаконних діях, можливості використання для уникнення податків, а також вплив на стабільність фінансових ринків. Безпека користувачів також є важливим аспектом регулювання, оскільки криптовалюти можуть бути ціллю хакерських атак та шахрайства [12].

Криптовалюти, зокрема основні, як-то Bitcoin або Ethereum, мають високу ліквідність, тобто їх легко купувати і продавати. Однак молоді або менш популярні криптовалюти можуть мати низьку ліквідність, що може ускладнити вхід та вихід з позицій [9].

В деяких випадках криптовалюти порівнюють з "цифровим золотом". Це означає, що вони можуть виконувати роль "запасу вартості" - активу, який зберігає свою вартість протягом часу. Це особливо відноситься до Біткоїна, який був першою криптовалютою і ще досі вважається найбільш відомою та широко використовуваною. Хоча вартість Біткоїна може значно коливатися, багато інвесторів вважають його "цифровим золотом" через його потенційну здатність зберігати вартість в довгостроковій перспективі [24].

Ці та інші особливості роблять інвестування в криптовалюти унікальним досвідом, який відрізняється від інвестування в традиційні фінансові активи. Інвесторам варто уважно розглянути ці особливості перед тим, як вирішити інвестувати в криптовалюти.

Також існують різні стратегії інвестування в криптовалюти, які варто розглянути. Деякі з них включають:

- Довгострокове інвестування або "Holding": Цей термін походить від англійського "hold", що в даному контексті означає тримати криптовалюту незважаючи на коливання ринку. Ця стратегія передбачає інвестування в криптовалюту з наміром тримати її на протязі довгого періоду часу, в надії, що її ціна зросте.
- Торгівля на зміну ціни (swing trading): Ця стратегія включає в себе намагання виграти на короткострокових коливаннях цін. Інвестори, які використовують цю стратегію, намагаються купувати криптовалюту, коли вони вважають, що її ціна низька, а потім продавати її, коли вони вважають, що її ціна висока.

- Диверсифікація: Ця стратегія передбачає інвестування в декілька різних криптовалют, щоб зменшити ризик. Якщо ціна однієї криптовалюти падає, це може бути компенсовано зростанням ціни іншої.
- Стейкінг (staking): Це процес участі в децентралізованому доказі ставки (Proof of Stake - PoS) блокчейні, де користувачі заморожують свої монети (ставку), щоб мати шанс стати валідатором блоку та отримати нагороди за транзакції.
- Інвестування в DeFi (децентралізовані фінанси): DeFi представляє собою нові можливості для інвесторів, які хочуть взяти участь в більш децентралізованій фінансовій системі. DeFi додатки дозволяють користувачам здійснювати різні фінансові операції, включаючи позики, ставки, страхування та інші, без потреби в посередниках, таких як банки або інші традиційні фінансові установи [1].

Кожна з цих стратегій має свої власні ризики і вимагає розуміння особливостей ринку криптовалют. Окрім цього, для управління ризиками при інвестуванні в криптовалюту можна використовувати наступні методи:

- Встановлення лімітів збитків (stop-loss orders). Це означає встановлення автоматичної команди на продаж криптовалюти, якщо її ціна падає до певного рівня. Це допомагає обмежити потенційні збитки.
- Не інвестувати більше, ніж ви готові втратити. Це досить проста, але важлива стратегія управління ризиком. Не слід інвестувати більше грошей, ніж ви готові втратити, особливо в такі високоризикові активи, як криптовалюта.
- Диверсифікація портфелю. Як і в інших формах інвестицій, диверсифікація може бути корисною при інвестуванні в криптовалюту. Це може включати в себе інвестування в різні криптовалюти, а також інвестування в інші види активів, таких як акції, облігації або нерухомість.

- Освіта і постійне навчання. Ринок криптовалют швидко змінюється, і важливо постійно вчитися та бути в курсі нових трендів і технологій. Це може допомогти вам робити більш інформовані інвестиційні рішення.
- Використання професійних фінансових радників. Якщо ви не впевнені в своїх знаннях або навичках, можливо, вам варто звернутися до професійного фінансового радника, який має досвід роботи з криптовалютою [1].

Майбутнє інвестування в криптовалюту виглядає дуже обіцяючим, але воно також несе в собі значні ризики. Технологія блокчейну продовжує розвиватися, і ми можемо очікувати появи нових застосувань та інновацій, що можуть змінити спосіб, яким ми використовуємо та інвестуємо в криптовалюту. Також важливо враховувати, що регулювання криптовалют може змінюватися, що також може мати вплив на майбутнє інвестування в криптовалюту.

Важливо залишатися в курсі останніх новин і трендів в галузі криптовалют, а також розуміти ризики, пов'язані з інвестуванням в цю нову і швидко змінювану технологію. В кінцевому підсумку, кожен інвестор повинен вирішити, чи є інвестування в криптовалюту правильним для них, на основі їхнього фінансового стану, цілей і рівня комфорту з ризиком.

1.4. Характеристика обраних для аналізу криптовалют

Для подальшого дослідження було обрано 10 криптовалют, що мали найбільшу ринкову капіталізацію станом на 10 жовтня 2022 року: Bitcoin, Ethereum, Tether, USD Coin, BNB, XRP, Binance USD, Cardano, Solana та Dogecoin [5].

Bitcoin є першою криптовалютою, запущеною в 2009 році невідомою особою або групою людей під псевдонімом Satoshi Nakamoto. Bitcoin є децентралізованою цифровою валютою без центрального банку або одного адміністратора, яка може бути надіслана від користувача до користувача через пір-ту-пір мережу Bitcoin без потреби в посередниках [21].

Ethereum - це децентралізована платформа відкритого коду, яка використовує технологію блокчейну. Вона була запущена в 2015 році і є домом

для ефіру (ETH), другої за величиною криптовалюти за ринковою капіталізацією після Bitcoin. Ethereum зокрема відомий своїми "розумними контрактами" та можливістю створення децентралізованих додатків (dApps) [8].

Tether є так званою стейблкоїном, криптовалютою, яка призначена для утримання стабільної вартості, пов'язаної з вартістю фіатної валюти. В даному випадку, кожен Tether випускається з покриттям у 1 долар США [10].

Також стейблкоїн, USD Coin є криптовалютою, яка стабілізована на рівні 1 долар США. Ця валюта випускається консорціумом CENTRE, який було засновано Circle і Coinbase [10].

BNB - це власна криптовалюта біржі Binance. Вона використовується для оплати комісій на платформі, участі в нових проектах і багато іншого [4].

XRP - це криптовалюта, розроблена компанією Ripple Labs Inc., щоб забезпечити швидкі, низькомаржові міжнародні платежі [13].

BUSD - це стейблкоїн, який був запущений Binance і Paxos Trust Company в 2019 році. Забезпечений доларами США, BUSD пропонує відносно стабільний актив для криптовалютних трейдерів на платформі Binance [10].

Cardano - це платформа відкритого коду, яка була розроблена з метою запуску децентралізованих фінансових додатків (DeFi). Її внутрішня криптовалюта називається ADA. Cardano відомий своїм науковим підходом до блокчейну і є першим протоколом, що розроблений на основі академічних досліджень [23].

Solana - це високопродуктивна блокчейн-платформа, заснована на концепції Proof-of-History. Її внутрішня криптовалюта SOL використовується для оплати комісій і ставок в рамках мережі [3].

Dogecoin був запущений в 2013 році як жарт, але з того часу він став важливим гравцем в світі криптовалют. Dogecoin заснований на протоколі Luckycoin, який, у свою чергу, базується на Litecoin [2].

РОЗДІЛ 2. ОГЛЯД МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ ПОРТФЕЛЮ

2.1. Теорія портфелю Гаррі Марковіца

Теорія портфелю Гаррі Марковіца, також відома як модель збалансованого портфелю, є фундаментальним методом оптимізації портфелю. Вона була розроблена Гаррі Марковіцем у 1952 році і з того часу стала одним з основних інструментів у сфері фінансового моделювання. Марковіц отримав Нобелівську премію з економіки 1990 року за свою роботу в цій області.

Модель Марковіца виходить з припущення, що інвестори є раціональними і максимізують свою корисність з урахуванням очікуваної доходності та ризику. Ця модель є однією з основних складових модерної портфельної теорії (МРТ) і лежить в основі багатьох стратегій управління портфелем.

Ця теорія ґрунтується на ідеї, що інвестори повинні бути більше зосереджені на загальному ризику та доходності портфелю, а не на окремих акціях. Метод Марковіца включає обчислення очікуваної віддачі, дисперсії та кореляції між різними активами у портфелі. Після цього інвестор може вибрати оптимальний портфель, який максимізує очікувану віддачу при заданому рівні ризику, або мінімізує ризик при заданому рівні очікуваної віддачі.

Процес оптимізації портфелю за Марковіцем зазвичай включає наступні кроки:

- Вибір активів для включення в портфель. Інвестор вибирає набір активів, які він розглядає для включення в свій портфель. Це можуть бути акції, облігації, товари, нерухомість, валюта та інші фінансові інструменти.
- Розрахунок очікуваних доходів і волатильності для кожного активу. На основі історичних даних інвестор розраховує очікуваний дохід і волатильність (стандартне відхилення доходів) для кожного активу.
- Розрахунок кореляції між активами. Інвестор також розраховує кореляцію між доходами різних активів. Це важливо, оскільки активи, які не корелюють (або мають негативну кореляцію), можуть допомогти знизити загальний ризик портфелю.

- Формування можливих портфель. За допомогою математичних алгоритмів інвестор формує набір можливих портфель, використовуючи різні комбінації активів. Кожен портфель має свій очікуваний дохід і ризик.
- Вибір оптимального портфелю. Інвестор вибирає портфель, який найкраще відповідає його потребам і толерантності до ризику. Це може бути портфель з максимальним очікуваним доходом для даного рівня ризику, або портфель з мінімальним ризиком для даного рівня очікуваного доходу [17].

Втім, Модель Марковіца має ряд обмежень і використовує ряд припущень.

Серед них:

- Припущення про те, що доходи від активів є (спільно) нормально розподіленими випадковими величинами.
- Кореляції між активами є сталими і постійними назавжди.
- Всі інвестори прагнуть максимізувати економічну користь.
- Всі інвестори є раціональними і остерігаються ризику.
- Всі інвестори мають доступ до однакової інформації в один і той же час.
- Інвестори мають точне уявлення про позитивні доходи
- Не існують податки або транзакційні витрати.
- Інвестори є приймачами цін.
- Кожен інвестор має кредитний ліміт.
- Всі цінні папери можна поділити на частини будь-якого розміру [26].

Ці припущення часто критикуються, оскільки вони не завжди відображають реальний світ. Наприклад, в реальному світі активи часто не розподіляються нормально, кореляції між активами можуть змінюватися з часом, і інвестори часто стикаються з податками та транзакційними витратами.

Зокрема, модель Марковіца є статичною і не враховує, що майбутні зміни цін на активи портфелю можуть призвести до перерозподілу ресурсів між ними. Цю проблему покликано вирішити методи динамічної оптимізації.

2.2. Динамічна оптимізація портфелю та технічний аналіз

Динамічна оптимізація портфелю - це процес, що включає постійне перегляду та оновлення портфелю інвестиційних активів для максимізації прибутку або мінімізації ризику. Цей процес використовує динамічну програмування та інші методи оптимізації для того, щоб розробити оптимальну стратегію управління активами [28].

Динамічне програмування - це математичний метод, що використовується для вирішення задач оптимізації, розбиваючи їх на простіші підзадачі. В контексті динамічної оптимізації портфелю, цей метод може використовуватися для визначення оптимальної стратегії управління активами в різних моментах часу [16].

Методи динамічної оптимізації значною мірою покладаються на можливість передбачити майбутні зміни ціни активів, що є неможливим без використання методів прогнозування даних. Вони є важливими інструментами при прогнозуванні майбутніх цін активів. Вони використовуються для аналізу паттернів в історичних даних та використання цієї інформації для передбачення майбутніх трендів.

Методи часових рядів використовують історичні дані для прогнозування майбутніх цін. Однією з найпопулярніших моделей часових рядів є авторегресійно-ковзне середнє (ARIMA), яке використовує авторегресійні та ковзні середні компоненти для моделювання трендів і сезонності.

Технічний аналіз - це методологія вивчення фінансових ринків, що використовує ціну та обсяг торгів для прогнозування майбутніх рухів цін. Технічний аналіз заснований на три основні відповіді, а саме: ціна враховує все, ціна рухається трендами, і історія схильна повторюватися.

Технічний аналіз великою мірою залежить від використання графіків для візуалізації даних. Графіки можуть бути лінійними, стовпцевими, свічковими та іншими. Ці графіки допомагають виявити тенденції, формування цінових моделей та індикаторів.

Особливу роль відіграють Японські свічкові графіки. Це візуальний інструмент для відображення цінових даних. Кожна "свічка" представляє собою визначений період часу (наприклад, один день) і відображає відкриття, закриття, максимум і мінімум ціни за цей період. Певні комбінації свічок можуть вказувати на потенційні пункти повороту на ринку.

Одною з ключових концепцій технічного аналізу є визначення трендів. У технічному аналізі приймається, що ціни зазвичай рухаються в трендах. Тренд може бути висхідним (биковим), нисхідним (ведмежим) або горизонтальним (боковим). Інвестори можуть використовувати різні інструменти, такі як лінії тренду, середні ковзання та індикатори для визначення трендів [11].

Технічні індикатори - це математичні розрахунки, які використовують ціну і / або обсяг для прогнозування майбутнього руху цін. Вони можуть бути використані для визначення трендів, волатильності, моменту та ін. Наведемо приклад деяких популярних індикаторів.

Середнє ковзання використовується для виявлення трендів, він визначає середню ціну активу за певний період часу. Є два основних типи середнього ковзання: просте середнє ковзання (SMA) і експоненційне середнє ковзання (EMA). SMA розраховується як середнє арифметичне цін за певний період часу, тоді як EMA дає більшу вагу недавнім цінам. Розраховується EMA за формулою:

$$EMA_t = \frac{2}{N+1} \cdot P_t + \left(1 - \frac{2}{N+1}\right) \cdot EMA_{t-1} \quad (1)$$

де t – номер періоду, P – ціна активу, N – кількість періодів, для яких розраховується EMA. Традиційно визначено два періоди: 12 для короткострокової EMA, та 26 для довгострокової.

Як різниця короткострокової та довгострокової EMA обраховується інший не менш важливий показник технічного аналізу - Конвергенція/дивергенція ковзних середніх (MACD). Це індикатор осциляторного типу, який широко використовується трейдерами для технічного аналізу. MACD – це інструмент відстеження тренду, який використовує ковзні середні для визначення імпульсу акції, криптовалюти або іншого торгового активу. Розроблений Джеральдом

Апелем наприкінці 1970-х, індикатор конвергенції/дивергенції ковзних середніх відстежує цінові події, які вже відбулися, і, таким чином, потрапляє в категорію індикаторів відставання (які надають сигнали на основі минулих цінових дій або даних). MACD може бути корисним для вимірювання ринкового імпульсу та можливих цінових трендів і використовується багатьма трейдерами для визначення потенційних точок входу та виходу. Індикатор MACD складається з трьох елементів, що рухаються навколо нульової лінії:

- Лінія MACD: допомагає визначити висхідний або низхідний імпульс (ринковий тренд). Вона розраховується шляхом віднімання двох експоненційних ковзних середніх (ЕМА).
- Сигнальна лінія: ЕМА лінії MACD (зазвичай 9-періодна ЕМА). Комбінований аналіз сигнальної лінії з лінією MACD може бути корисним для виявлення потенційних розворотів або точок входу та виходу.
- Гістограма (MACDH): графічне уявлення розбіжності та сходження лінії MACD і сигнальної лінії. Інакше кажучи, гістограма розраховується з урахуванням відмінностей між двома лініями.

Ігноруючи ефекти затримки, коли MACDH перетинає нульову вісь, моментум акцій досяг піку і збирається змінити тенденцію напрямом. Таким чином, MACDH можна використовувати як ранній індикатор визначити розвороти трендів у ціновому імпульсі базового цінного паперу [25].

Проте, MACDH чутливий до “ефектів пилки” [20], де незначні коливання ціни призводять до частих та значних коливань значення індикатора. Це призведе до надмірного рівня торгівлі, через що збільшуються витрати на комісійні збори і нижчого прибутку на інвестиції (ROI).

Щоб вирішити проблему незначних флуктуацій поблизу нульової осі, було введено модифікацію цього індексу, яка позначається MACDH% й обчислюється за формулою:

$$MACDH\% = \frac{MACDH}{0.5(EMA_{12} - EMA_{26})} \cdot 100\% \quad (2)$$

Оскільки позначення MACDH% має форму відсотків, це дозволяє інвесторам порівнювати значення MACDH% між різними інвестиційними активами.

Усі ці інструменти технічного аналізу можуть допомогти визначити потенційні точки входу і виходу для торгівлі, що є важливим для перерозподілу ресурсів між активами портфелю при динамічному програмуванні. Але важливо пам'ятати, що жоден індивідуальний інструмент не гарантує успіху. Вони найкраще використовуються в комбінації один з одним, разом з фундаментальним аналізом або елементами машинного навчання [14].

2.3. Методи машинного навчання при прогнозуванні даних

Машинне навчання використовує широкий спектр алгоритмів і методів для виявлення складних шаблонів в даних, які можуть бути важкими або неможливими для ідентифікації за допомогою традиційних статистичних методів.

2.3.1. Лінійна регресія

Лінійна регресія є одним із найпростіших і найпоширеніших методів статистичного аналізу, який використовується для моделювання залежності між двома або більше змінними. Основна ідея лінійної регресії полягає в знаходженні лінійної залежності між незалежною змінною (або змінними) і залежною змінною, що дозволяє прогнозувати значення залежної змінної на основі значень незалежних змінних.

Основна форма лінійної регресії описується рівнянням:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n + \epsilon \quad (5)$$

де y представляє залежну змінну, x_1, x_2, \dots, x_n є незалежними змінними, a_0 є вільним членом (константою), a_1, a_2, \dots, a_n - коефіцієнтами регресії, а ϵ - залишковою похибкою, яка враховує невідомі фактори.

Коефіцієнти регресії визначають вплив кожної незалежної змінної на залежну змінну. Ці коефіцієнти оцінюються методом найменших квадратів, який мінімізує суму квадратів залишків, що представляють різницю між спостережуваними і прогнозованими значеннями залежної змінної [37].

2.3.2. Дерева рішень

Дерева рішень - це модель машинного навчання, яка використовує деревоподібну структуру рішень і можливих наслідків. Вони можуть враховувати декілька варіантів і можуть моделювати взаємодії між різними змінними. Вони називаються "деревами", тому що їх можна уявити у формі дерева, де корінь дерева репрезентує початковий атрибут (або питання), гілки - відповіді на питання, а листя - прогнозовані відповіді.

На початку всі дані знаходяться у кореневому вузлі. Наступним кроком є вибір атрибуту, що буде використано для поділу даних на підгрупи. Вибір атрибуту здійснюється на основі статистичного критерію - це може бути індекс Джині, ентропія або приріст інформації. Після вибору атрибуту дані розділяються на дві або більше підгрупи відповідно до значень атрибуту. Наприклад, якщо атрибут - це колір, дерево може бути розділене на підгрупи "червоний", "синій" і "зелений". Цей процес повторюється для кожної підгрупи даних, створюючи нові гілки дерева. Новий атрибут вибирається для поділу кожної підгрупи, і процес продовжується до тих пір, поки не буде досягнуто кінцевого стану. Кінцевий стан досягається, коли дерево не може більше ефективно ділити дані, або коли досягнуто певні критерії зупинки. Критерії зупинки можуть включати глибину дерева, мінімальне число спостережень у вузлі, або мінімальне зменшення помилки прогнозування. Коли досягнуто кінцевого стану, кожний лист дерева представляє прогнозований результат для тих вхідних даних, які відповідають шляху від кореня до цього листа [7].

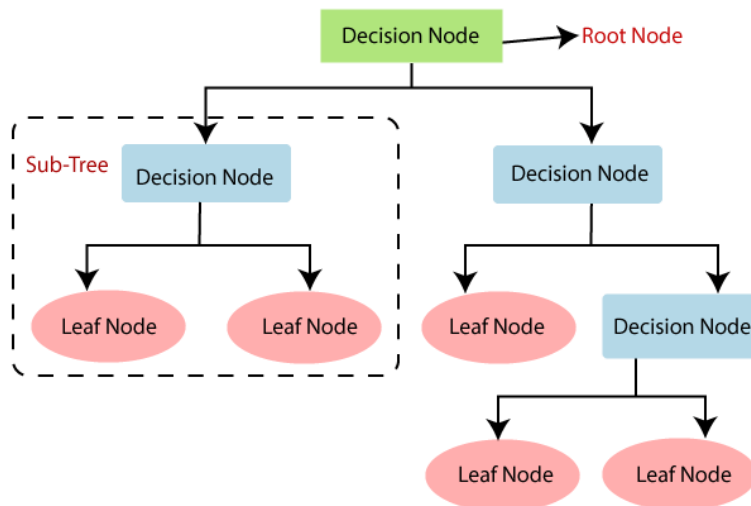


Рис.1. Схема алгоритму дерева рішень.

Джерело: <https://www.javatpoint.com/machine-learning-decision-tree-classification-algorithm>

Після побудови дерева рішень, його можна використовувати для прогнозування відповідей на нові дані. Щоб зробити прогноз, ми починаємо з кореня дерева і слідуємо шлях через вузли, вибираючи напрямок на основі значень атрибутів наших нових даних, поки не дійдемо до листа. Прогнозована відповідь - це значення, яке асоціюється з цим листом. Дерева рішень особливо корисні, коли потрібно відобразити складні взаємозв'язки між атрибутами, та коли важливо, щоб модель була зрозумілою для людей.

2.3.3. Ансамблі моделей

Під ансамблем моделей розуміють комбінацію декількох алгоритмів навчання, які, працюючи разом, дозволяють побудувати модель більш ефективну та точну, ніж будь-яка з моделей, побудована за допомогою окремого алгоритму. Модель, побудовану на основі ансамблю, часто називають «метамоделлю».

Алгоритми навчання з учителем можна розглядати як виконання завдання пошуку в просторі гіпотез з метою знайти ту з них, яка буде відповідати рішенню конкретного завдання. Навіть якщо така гіпотеза існує, то знайти її досить складно. Ансамблі об'єднують кілька гіпотез, щоб сформувати з них кращу.

Ансамбль моделей вимагає більше обчислювальних витрат, ніж окрема модель, тому роботу ансамблю можна розглядати як спосіб компенсації «поганих» алгоритмів навчання шляхом додаткових обчислень..

Існує кілька методів об'єднання моделей в ансамблі:

- Оптимальний байєсівський класифікатор — ансамбль, що складається з простих класифікаторів Байєса, зважених їх апостеріорними ймовірностями.
- Беггінг — ансамбль моделей, що навчаються паралельно, на різних випадкових вибірках одного і того ж навчального набору. Визначення кінцевого результату визначається голосуванням класифікаторів ансамблю — вибирається клас, який передбачила більшість класифікаторів.
- Бустинг — ансамбль моделей, що навчаються послідовно, при цьому кожен наступний алгоритм навчається на прикладах, у яких попередній класифікатор припустився помилки. Вважається, що бустинг дає більш точні результати, ніж беггінг, але при цьому схильний до перенавчання.
- Стекінг — навчальний набір розбивається на N блоків, і на $N-1$ з них навчається стільки ж базових моделей. Потім N -та модель навчається на залишковому блоці, але як цільова змінна використовуються виходи базових класифікаторів, що утворюють так звану метаознаку. Недоліком стекінгу є те, що він починає значно покращувати результати базових класифікаторів при відносно великій кількості навчальних прикладів (кілька десятків тисяч).

Зазначені вище методи побудови ансамблів можуть працювати з різними видами моделей — регресією, нейронними мережами, деревами рішень, алгоритмами кластеризації. Проте є ансамблі, які розроблені спеціально для моделей одного типу. Наприклад, випадковий ліс спеціально призначений для ансамблів з дерев рішень [33].

2.3.4. Випадковий ліс

Випадковий ліс (Random Forest) — це алгоритм машинного навчання, який базується на ансамблі дерев рішень. Основна ідея полягає в тому, що комбінація багатьох моделей (у цьому випадку — дерев рішень) може дати кращий прогноз, ніж будь-яка окрема модель. Кожне дерево в ансамблі будується незалежно один від одного, і в результаті їх "голосування" робиться кінцевий прогноз.

Для початку, випадковий ліс використовує техніку, відому як бутстрап (bootstrap), для створення багатьох підмножин тренувального набору даних. Припустимо, що в навчальному наборі даних є N спостережень і M ознак. Спочатку вибірка з навчального набору даних вибирається випадково з повтореннями, тобто деякі спостереження можуть повторюватися в одній підмножині. На кожній підмножині даних будується дерево рішень. Проте, на відміну від стандартного дерева рішень, кожен вузол дерева в випадковому лісі розділяється, використовуючи кращий атрибут з випадкової підмножини атрибутів, а не всіх атрибутів, як це робиться в дереві рішень. Це робить дерева в ансамблі "випадковими". Після того, як всі дерева були побудовані, новий об'єкт може бути класифікований або прогнозований, використовуючи ансамбль дерев. Кожне дерево "голосує" за клас (для задач класифікації) або робить прогноз (для задач регресії), і клас або прогноз, який отримує найбільше голосів, є результатом прогнозування випадкового лісу.

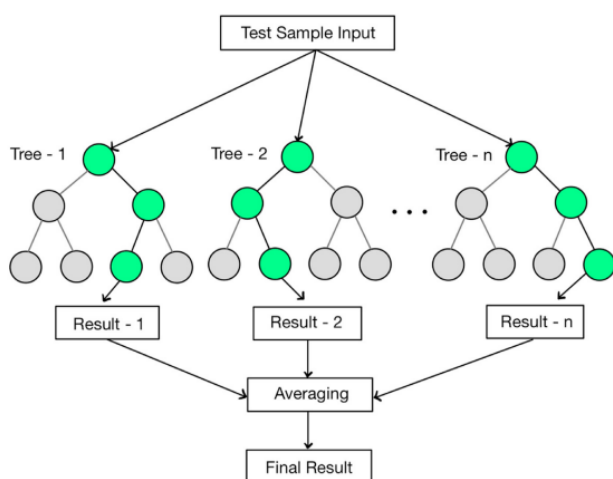


Рис.2. Алгоритм випадкового лісу

Джерело: [5]

Для проблем прогнозування даних доречно використовувати регресійну модель випадкового лісу (Random Forest Regression, або RFR). Метод прогнозування RFR реалізує оптимальну модель через дерево регресії, як показано на рис. 1. Метод управління алгоритмом RFR за допомогою дерева регресії називається *bagging*. Розміщення в пакети реалізовано для створення дерева 1 з даних, а потім дані відновлюються та витягуються з усіх даних. Дерево-2, дерево-3, дерево-n створюються за допомогою вищезгаданого методу. Прогноз робиться через середнє значення дерев. Алгоритм RFR широко використовується в числовому прогнозному аналізі. Можна побачити, що точність алгоритму RFR буде високою, оскільки він отримує кінцевий результат, витягаючи найбільш загальні значення в середньому, використовуючи результати, отримані за допомогою кількох дерев рішень.

2.3.5. Метод опорних векторів

Метод опорних векторів (Support Vector Machine, SVM) є потужним інструментом машинного навчання, який широко використовується для класифікації та регресії. Основна ідея SVM полягає в знаходженні оптимальної гіперплощини, яка максимально розділяє класи даних у багатовимірному просторі ознак.

Гіперплощина є поверхнею, яка ділить простір ознак на два підпростори. У двовимірному просторі це пряма, у тривимірному – площина, а у більш високих вимірах це гіперплощина. SVM прагне знайти гіперплощину, яка максимально збільшує відстань (зазор) між найближчими точками різних класів, що називаються опорними векторами. Цей зазор називається маржею. Ідея полягає в тому, що чим більший зазор, тим більша ймовірність правильного класифікування нових даних.

Опорні вектори – це точки даних, які знаходяться найближче до гіперплощини і визначають її положення та орієнтацію. Вони є критичними для побудови оптимальної гіперплощини. Для нелінійних задач SVM використовує ядрові методи (*kernel methods*), які дозволяють перетворити вхідний простір

ознак у вищий вимір, де дані можуть стати лінійно роздільними. Популярні ядра включають поліноміальні, радіально-базисні (RBF) та сигмоїдні ядра.

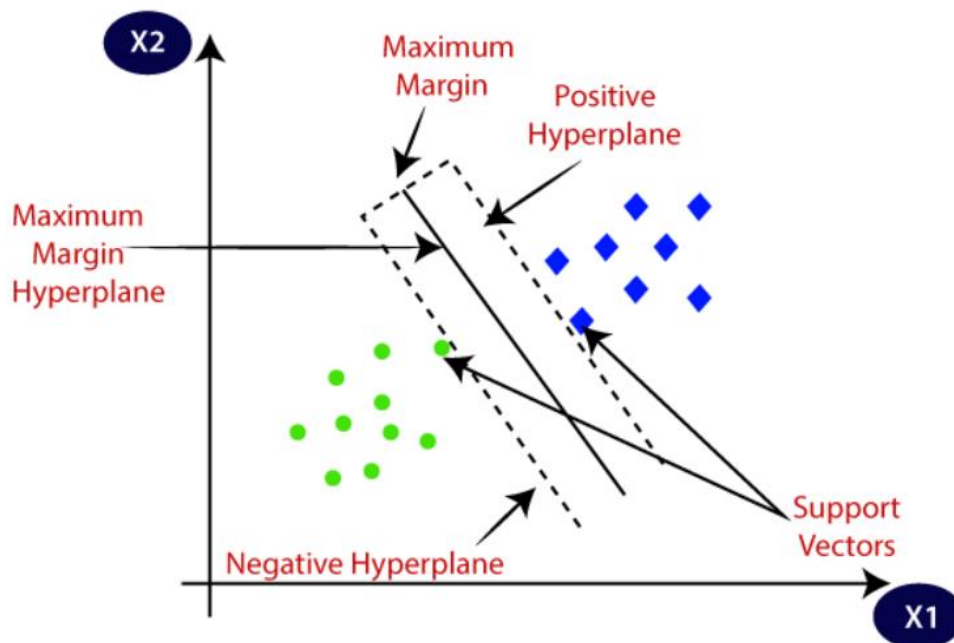


Рис.3. Метод опорних векторів

Джерело: [34]

SVM є потужним інструментом через свою здатність працювати в високовимірних просторах і бути ефективним навіть у випадках, коли кількість ознак більша за кількість зразків. Водночас, важливо правильно налаштувати параметри моделі та вибрати відповідне ядро для досягнення найкращих результатів.

2.3.6. Нейронні мережі

Штучна нейронна мережа (ШНМ) – це один із напрямків у галузі штучного інтелекту, який ставить своїм завданням моделювання аналітичної діяльності людського мозку. Апаратна реалізація нейронної мережі складається з численних осередків – процесорів, що подібно до біологічних нейронів мають кілька синапсів – зв’язків для отримання та передачі інформації. Кожен із цих зв’язків має певний коефіцієнт, або вагу, на яку множиться значення, що надходить через нього. Таким чином, процес обробки інформації у нейронній мережі визначається конфігурацією осередків та вагою міжнейронних зв’язків.

Окремі елементи нейронної мережі є досить простими, але при з'єднанні у велику систему можуть виконувати складні завдання: робити прогнози, розпізнавати образи, аналізувати дані.

Багатошаровий перцептрон (MLP) – це тип штучної нейронної мережі, який часто називають "класичною" нейронною мережею. Це фундаментальна архітектура, яка заклала основу для більш складних моделей глибокого навчання і продовжує використовуватися у різних застосуваннях штучного інтелекту.

В основі MLP лежить окремий нейрон. Подібно до біологічних аналогів, ці обчислювальні одиниці отримують вхідні дані, підсумовують їх за допомогою зважених зв'язків і застосовують функцію активації для генерації вихідних даних. Цей повторюваний процес на всіх рівнях дозволяє мережі виокремлювати все більш складні ознаки з даних, з якими вона працює. На відміну від одношарових перцептронів, обмежених лінійними зв'язками, MLP з прихованими шарами досягають успіху у вирішенні нелінійних складнощів, що є сутністю багатьох реальних проблем.

MLP складається щонайменше з трьох шарів взаємопов'язаних вузлів, які називаються нейронами:

- Вхідний шар отримує початкові дані, наприклад, пікселі зображення або слова речення.
- Прихований шар (шари) - робочі частини мережі, де відбуваються складні обчислення та вилучення ознак. Прихованих шарів може бути один або декілька, кожен з яких має різну кількість нейронів.
- Вихідний шар видає остаточний прогноз або результат, заснований на обробці, виконаній на попередніх шарах.

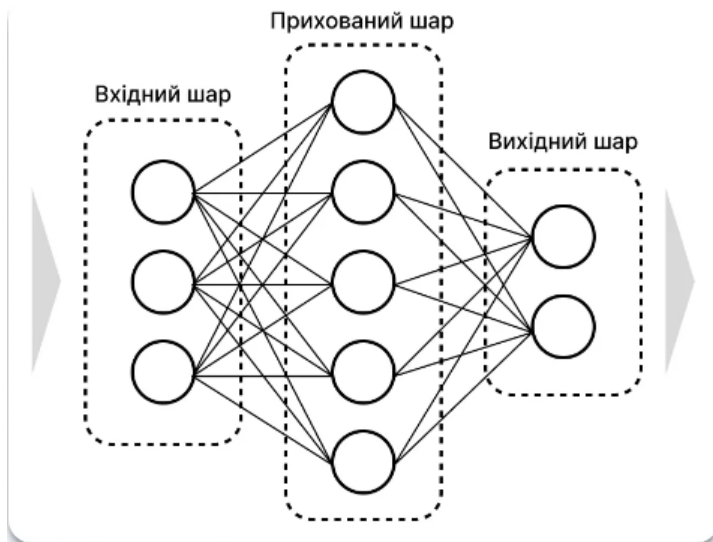


Рис.4. Багатошаровий перцептрон

Джерело: [35]

Нейрони в кожному шарі з'єднані з нейронами в наступному шарі за допомогою зважених “синапсів”. Ці ваги визначають, наскільки сильно кожен вхід впливає на вихід нейрона. Кожен нейрон застосовує функцію активації до своєї зваженої суми входів. Ця функція вносить нелінійність, дозволяючи мережі вивчати складні взаємозв'язки в даних. Популярні функції активації включають сигмоїдну та ReLU. MLP навчаються за допомогою процесу, який називається зворотним поширенням помилки. Під час навчання мережа робить прогнози на основі набору даних, порівнює їх з фактичними значеннями, а потім коригує ваги зв'язків, щоб мінімізувати похибку. Цей ітеративний процес поступово налаштовує мережу на відповідність входів і бажаних виходів [35].

Довгострокова пам'ять (LSTM) є типом архітектури рекурентних нейронних мереж (RNN), що використовується у галузі глибинного навчання. На відміну від стандартних прямопропускаючих нейронних мереж, LSTM мають зворотні зв'язки, що дозволяє їм враховувати тимчасові залежності в послідовностях даних. LSTM створені для вирішення проблеми зникнення або вибуху градієнтів, яка може виникати при навчанні традиційних RNN на послідовностях даних. Це робить їх добре придатними для завдань, пов'язаних з послідовними даними, таких як обробка природної мови (NLP), розпізнавання мови та прогнозування часових рядів.

Мережі LSTM вводять блоки пам'яті, які здатні утримувати інформацію протягом довгих послідовностей. Кожен блок пам'яті має три основні компоненти: вхідні ворота, ворота забування та вихідні ворота. Ці ворота допомагають регулювати потік інформації в блок пам'яті та з нього. Вхідні ворота визначають, яку частину нового вводу слід зберігати в блоці пам'яті. Вони отримують поточний ввід і попередній прихований стан як вхідні дані та виводять значення від 0 до 1 для кожного елемента блоку пам'яті. Ворота забування вирішують, яку інформацію слід видалити з блоку пам'яті. Вони отримують поточний ввід і попередній прихований стан як вхідні дані та виводять значення від 0 до 1 для кожного елемента блоку пам'яті. Значення 0 означає, що інформація ігнорується, а значення 1 означає, що вона зберігається. Вихідні ворота контролюють, яку частину вмісту блоку пам'яті слід використовувати для обчислення прихованого стану. Вони отримують поточний ввід і попередній прихований стан як вхідні дані та виводять значення від 0 до 1 для кожного елемента блоку пам'яті.

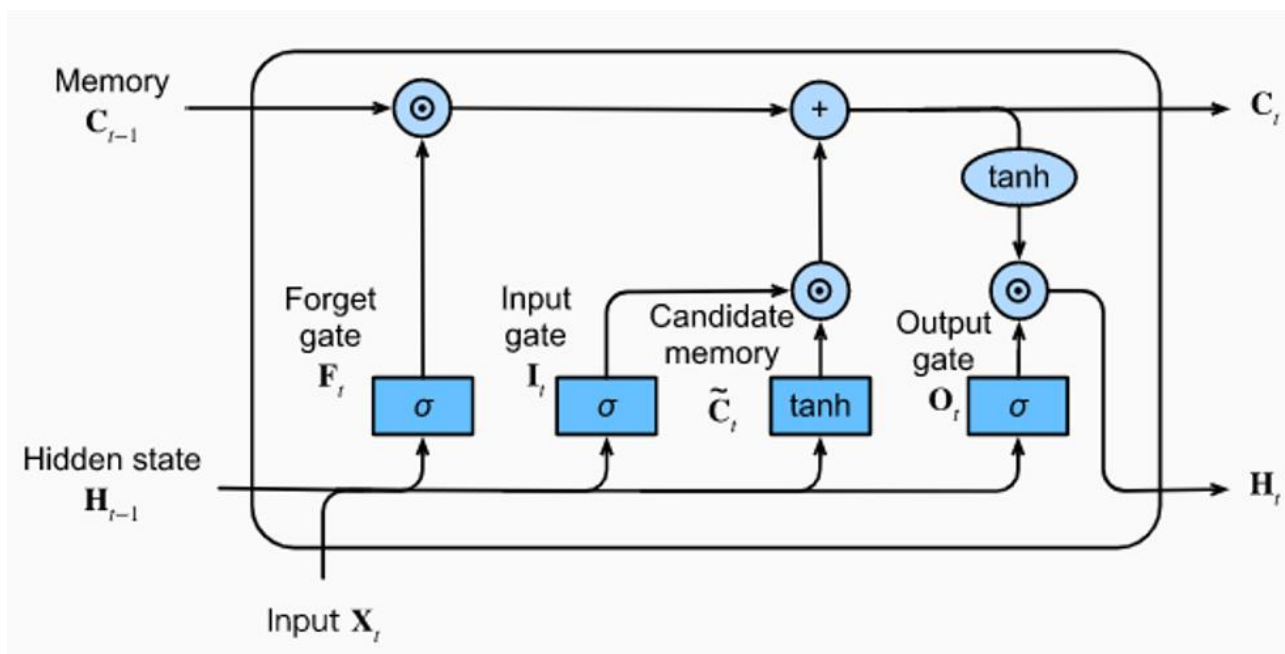


Рис.5. LSTM неймережа

Джерело: <https://medium.com/@ottaviocalzone/an-intuitive-explanation-of-lstm-a035eb6ab42c>

Завдяки цим воротам мережі LSTM можуть вибірково зберігати, оновлювати та витягувати інформацію протягом довгих послідовностей. Це робить їх особливо ефективними для завдань, що вимагають моделювання довгострокових залежностей, таких як розпізнавання мови, переклад мови та аналіз настроїв [36].

2.4. Збільшення ефективності індикаторів технічного аналізу шляхом використання машинного навчання

Як вже зазначалося, повністю розкрити весь потенціал технічного аналізу дозволяє його поєднання з іншими методами, такими як фундаментальний аналіз або машинне навчання. Один із способів такого синтезу було запропоновано дослідниками Школи інформатики та інженерії, Наньянський технологічний університет, Сінгапур, Леон Лаі Хіанг Со та Чаі Куек і дослідником Школи обчислювальної техніки, Університет Глазго, Великобританія, Ксі Чао. Вони запропонували модифікацію індикатора MACDH%, яку назвали прогнозована гістограма конвергенції/дивергенції ковзних середніх. Вона позначається як $fMACDH\%$ і базується на так званих “прогнозованих” аналогах інших індикаторів, які були описані у пункті 2.2: ЕМА та MACD [29].

“Прогнозоване” експоненціальне скользящее середнє ($fEMA$) обчислюється за формулою:

$$fEMA_t = w \cdot \tilde{F}_{t+1} + (1 - w) \cdot EMA(MACDH\%)_t \quad (5)$$

де t – номер періоду, \tilde{F}_{t+1} – значення індикатору MACDH% наступного періоду, отримане в результаті використання моделі прогнозування, w – ваговий коефіцієнт, що приймає значення від 0 до 1 [29]. Одним із способів знаходження \tilde{F}_{t+1} є використання моделей машинного навчання.

Подальші обчислення “прогнозованих” індикаторів групи MACD ($fMACD$) обчислюється за способом описаним у пункті 2.2, але з заміною компонентів на “прогнозовані” відповідники. Дана модифікація дозволяє зменшити ефект затримки вищезгаданих технічних індикаторів [29].

Вищенаведене дослідження і надихнуло нас на написання цієї роботи, а саме перевірити та оцінити ефективність моделі динамічної оптимізації портфеля на основі індикатору прогнозованої відсоткової гістограми конвергенції/дивергенції ковзних середніх (fMACDH%).

РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЬ ДИНАМІЧНОГО РЕБАЛАНСУВАННЯ ПОРТФЕЛЮ НА ОСНОВІ fMACDH% ІНДИКАТОРУ ТА МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

3.1. Опис вхідних даних та підрахунок класичних індикаторів технічного аналізу

Нагадаємо, що для дослідження було обрано 10 криптовалют, що мали найбільшу ринкову капіталізацію станом на 10 жовтня 2022 року: Bitcoin, Ethereum, Tether, USD Coin, BNB, XRP, Binance USD, Cardano, Solana та Dogecoin [5]. Було взято ціни у період з 15 вересня 2020 року по 3 березня 2024 року, тобто 761 спостереження, фрагмент бази даних представлено на рис. 6. Виконана модель була за допомогою мови програмування Python [41].

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	10785.3	364.01	1.0006	1.0000	27.11	0.24331	1.000962	0.0931	3.269133	0.002829
1	2020-09-16	10949.5	364.88	1.0013	1.0000	27.83	0.24674	1.002412	0.0914	2.939307	0.002793
2	2020-09-17	10941.3	388.97	1.0011	0.9999	27.06	0.25209	1.002647	0.0941	2.545399	0.002807
3	2020-09-18	10933.0	384.20	1.0007	0.9999	27.67	0.25061	1.000572	0.0911	2.891874	0.002787
4	2020-09-19	11081.8	385.25	1.0012	1.0000	27.20	0.25111	1.000115	0.0914	3.111747	0.002792
...
1261	2024-02-28	62467.6	3383.03	1.0004	0.9990	414.62	0.57506	1.000900	0.6289	118.877000	0.115953
1262	2024-02-29	61169.3	3339.26	1.0004	0.9993	399.10	0.58602	1.000900	0.6540	125.588000	0.117212
1263	2024-03-01	62397.7	3433.51	1.0005	0.9991	407.30	0.60113	1.000800	0.7187	129.914000	0.139538
1264	2024-03-02	61994.5	3420.64	1.0003	0.9991	410.89	0.64417	1.000800	0.7413	130.078000	0.141959
1265	2024-03-03	62785.4	3475.22	1.0003	0.9995	416.00	0.62880	1.000800	0.7282	130.165000	0.152693

1266 rows x 11 columns

Рис. 6. Фрагмент бази даних

Джерело: [5]

На основі вхідних даних та формул, наведених у пункті 2.2, було обраховано низку індикаторів технічного аналізу, а саме: ЕМА з періодом 12 та 26, MACD разом з сигнальною лінією, MACDH та MACDH%. Фрагменти результатів обрахунків наведено у додатку А.

ЕМА з періодом n можна рахувати лише з періоду $n-1$. При підрахунку індикатора MACDH% використовується сигнальна лінія MACD (ЕМА з періодом 9 лінії MACD), то його значення можна обрахувати з 34-го

спостереження. Це обумовлено тим, що при знаходженні сигнальної лінії використовувались періоди 26 та 9, тому перші 33 спостереження порожні, бо $26-1+9-1=33$. Фрагмент результатів обчислення MACDH% наведено на рис. 7.

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	0.446964	0.373764	2.582638	0.691948	0.382871	0.940716	-0.345537	0.099616	0.127622	1.103738
1262	2024-02-29	0.486220	0.347822	1.838951	0.680342	0.295692	0.924150	-0.309288	0.225757	0.602786	1.081083
1263	2024-03-01	0.497487	0.345073	1.515515	0.706368	0.251205	0.924861	-0.282152	0.484115	0.770356	1.108248
1264	2024-03-02	0.455481	0.306634	1.232834	0.666726	0.214053	1.003768	-0.274690	0.600476	0.775624	1.037831
1265	2024-03-03	0.414292	0.279157	1.004076	0.435749	0.190204	0.911995	-0.280706	0.581265	0.722877	0.973258

1266 rows × 11 columns

Рис. 7. Фрагмент результатів обчислення MACDH%

Джерело: розрахунки автора

3.2. Застосування алгоритмів машинного навчання для прогнозування значення індикатора MACDH%

Невід'ємною частиною формули (5) є значення індикатора MACDH%, отримане методом прогнозування. Для цього було прийнято рішення використовувати машинне навчання. Спочатку було перевірено чи можливо на основі даних про ціну у попередні періоди напряму спрогнозувати значення MACDH% у даному періоді. Для цього було використано декілька алгоритмів машинного навчання: лінійну регресію, Random Forest, Gradient Boosting, Support Vector Machine, багатошаровий перспетрон, Long-Short Term Memory нейронна мережа. Використовуючи кожен з вищезазначених моделей було перевірено можливість точного визначення MACDH% для кожної з досліджувальних криптовалют на основі значень її ціни у попередні 33 періоди. Для кожної побудованої моделі було обраховано R2 та RMSPE і робили висновки про якість моделі відповідно до них. Виявилось, що для жодної з моделей значення

показників якості не довели наявності зв'язку, що стверджує про недоцільність прогнозування MACDH% на основі ціни на пряму.

Наступним кроком було ініціалізовано інший підхід – на основі ціни у попередні періоди прогнозувати ціну у даний період, і розрахувати MACDH% враховуючи спрогнозовану ціну. Для цього було використано лінійну регресію, враховуючи попередні 33 періоди. Показники її якості наведені у таблиці 1. Вони свідчать про високу якість моделі для усіх криптовалют окрім Tether, USD Coin та Binance USD. Дані активи є стейблкоїнами, і їх ціна зазнає змін лише за рахунок непередбачуваних обставин. Тому при подальшому моделюванні було прийнято рішення їх вилучити.

Таблиця 1

Показники якості прогнозування ціни на основі 33 попередніх значень

Cryptocurrency	R-squared	p-value	MSPE	RMSPE
Bitcoin	0.992263	0.000000e+00	5.621269e-04	0.023709
Ethereum	0.984815	0.000000e+00	6.177595e-04	0.024855
Tether	0.597021	5.025572e-91	1.786954e-07	0.000423
USD Coin	0.197251	1.365106e-29	3.809680e-06	0.001952
BNB	0.976348	0.000000e+00	6.299368e-04	0.025099
XRP	0.944583	1.136263e-285	1.391435e-03	0.037302
Binance USD	-0.279880	4.859198e-02	1.156698e-04	0.010755
Cardano	0.979570	0.000000e+00	1.442812e-03	0.037984
Solana	0.993785	0.000000e+00	2.666966e-03	0.051643
Dogecoin	0.922871	7.109471e-260	1.578562e-03	0.039731

Джерело: розрахунки автора

Пересвідчившись що лінійна регресія добре справляється із задачею прогнозування, робота перейшла до дослідження як змінюється точність моделі залежно від кількості врахованих попередніх періодів. Для цього було побудовано окремо моделі враховуючи кількість попередніх періодів від 1 до 33 і проаналізовано як змінюється показник RMSPE для кожного з обраних активів. Відповідний графік зображено на рис. 8.

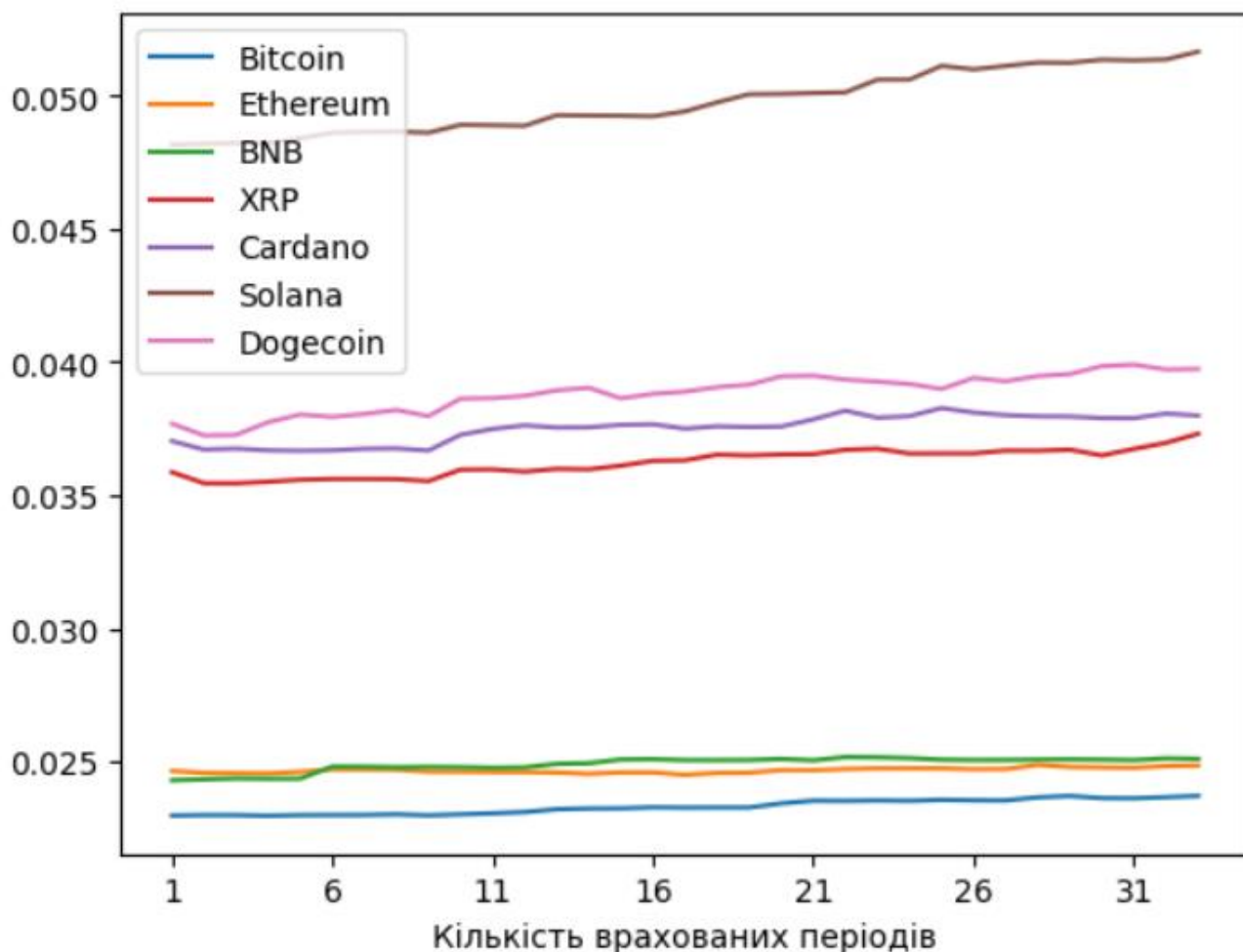


Рис. 8. Зміна RMSPE моделей залежно від кількості врахованих періодів

Джерело: розрахунки автора

Якість моделей майже не змінювалась (за винятком Solana, у якій більша кількість періодів призводила до більшої помилки), отже можна очікувати що кількість періодів майже не вплине на якість прогнозу. Надалі було прийнято рішення використовувати у моделі 3 попередні періоди. Після цього було знову обраховано показники технічного аналізу, зазначені у пункті 3.1. Частину результатів даних підрахунків зазначено у додатку Б.

3.3. Реалізація алгоритму динамічної оптимізації портфелю на основі fMACDH% індикатору

Тепер робота перейшла до безпосереднього підрахунку “прогнозованих” індикаторів. Ключовим є питання визначення значення параметра w у формулі (5). Для початку він був прийнятий як 0.5. Результати обчислення відповідних показників зображено у додатку В.

Зазначимо, що оскільки використання у розрахунках значення $fMACDH\%$ з прогнозу та обчислення ЕМА з періодом 9 при знаходженні сигнальної лінії $fMACD$ призвело до того, що перші 40 спостережень не матимуть значень $fMACDH\%$.

Для безпосередньої динамічної оптимізації портфелю нами запропоновано такий алгоритм. По кожній криптовалюти у кожен з періодів модель порівнює відповідне значення $fMACDH\%$ з двома параметрами: Альфа та Бета, де Альфа більше або рівне Бета. Якщо значення $fMACDH\%$ менше ніж Бета, то усі монети відповідної криптовалюти продаються і рахується сума грошей, яка була отримана з продажу. Потім значення $fMACDH\%$ порівнюється з параметром Альфа. Якщо є такі криптовалюти, у яких в конкретний період $fMACDH\%$ більше Альфа, то в цьому періоді вони будуть докуплені за рахунок виручених коштів на попередньому кроці. При чому, сума, яка піде на купівлю кожної з таких криптовалют, буде визначатися пропорційно тому, наскільки значення їх $fMACDH\%$ перевищує Альфа. Якщо ж таких криптовалют не знайдеться, а на попередньому кроці були криптовалюти, що продавалися, то виручена сума перейде на купівлю в наступному періоді. Для зручності назовемо цей алгоритм “Пропорційна динамічна оптимізація портфелю за Альфа-Бета $fMACDH\%$ критерієм”. На виході ми матимемо інформацію щодо вартості портфелю у кожен період. Показники Альфа та Бета задаються у модель разом із вхідними даними. Для початкового тестування алгоритму було прийнято $Альфа=Бета=0$.

Блок—схема однієї ітерації даного алгоритму зображена на рис. 9.

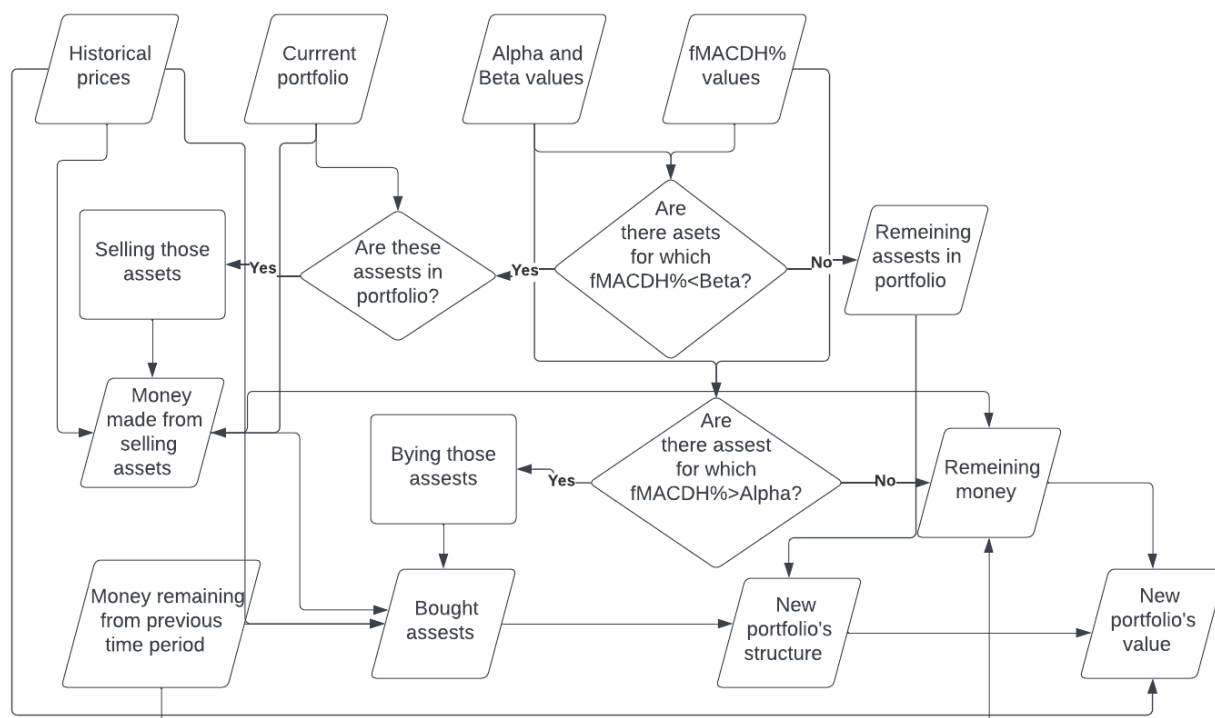


Рис. 9. Блок-схема однієї ітерації запропонованого алгоритму

Джерело: розроблено автором

Відкритим залишилось питання початкового портфелю, яке буде передано до цього алгоритму. Оскільки перші 40 днів в роботі алгоритму не будуть задіяні, то щоб покращити загальний результат роботи моделі, було прийнято рішення на даних про ціни криптовалюти за перші 40 дні досліджуваного періоду використати модель Марковіца з такими обмеженнями:

- Ризик портфелю не перевищує 20%;
- В жоден із активів не може бути вкладено більше 25% загальної суми портфелю.

На виході ми отримали ваги оптимального початкового портфелю, які зображені у табл. 2.

Таблиця 2

Ваги оптимального початкового портфелю

Bitcoin	Ethereum	BNB	XRP	Cardano	Solana	Dogecoin
3.622972e-08	1.216814e-07	0.25	1.125950e-07	0.25	0.25	0.25

Джерело: розрахунки автора

Тепер можемо зобразити схему роботи використаної моделі, яку можна побачити на рис. 10.

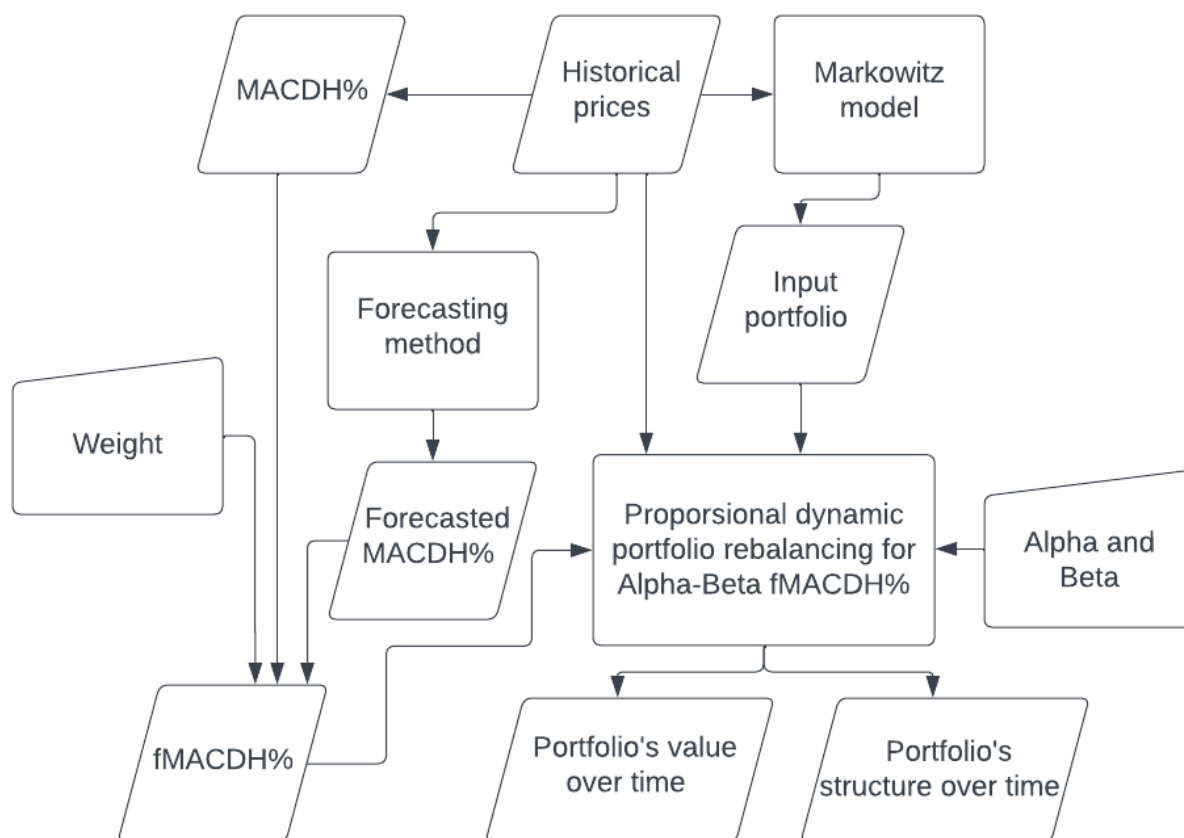


Рис. 10. Блок-схема моделі

Джерело: розроблено автором

Наведена модель ґрунтується на низці припущень:

- Інвестор прагне максимізувати всій дохід;
- Інвестор є раціональними і остерігається ризику;
- Не існують податки або транзакційні витрати;
- Ціни є сталими протягом одного періоду;

- Операції продажу і купівлі не потребують витрат часу, тобто можуть бути виконані в один період;
- Інвестор є приймачем цін;
- Інвестор не може залучати додатковий капітал;
- Всі активи можна поділити на частини будь-якого розміру.

Наступним етапом є оцінка ефективності моделі. Була задана початкова вартість портфелю у розмірі 10 тисяч доларів США. Зміну вартості портфелю під час роботи алгоритму зображено на рис. 11, де по осі ординат відмірено вартість портфелю, а по осі абсцис – дати, яким відповідають спостереження.

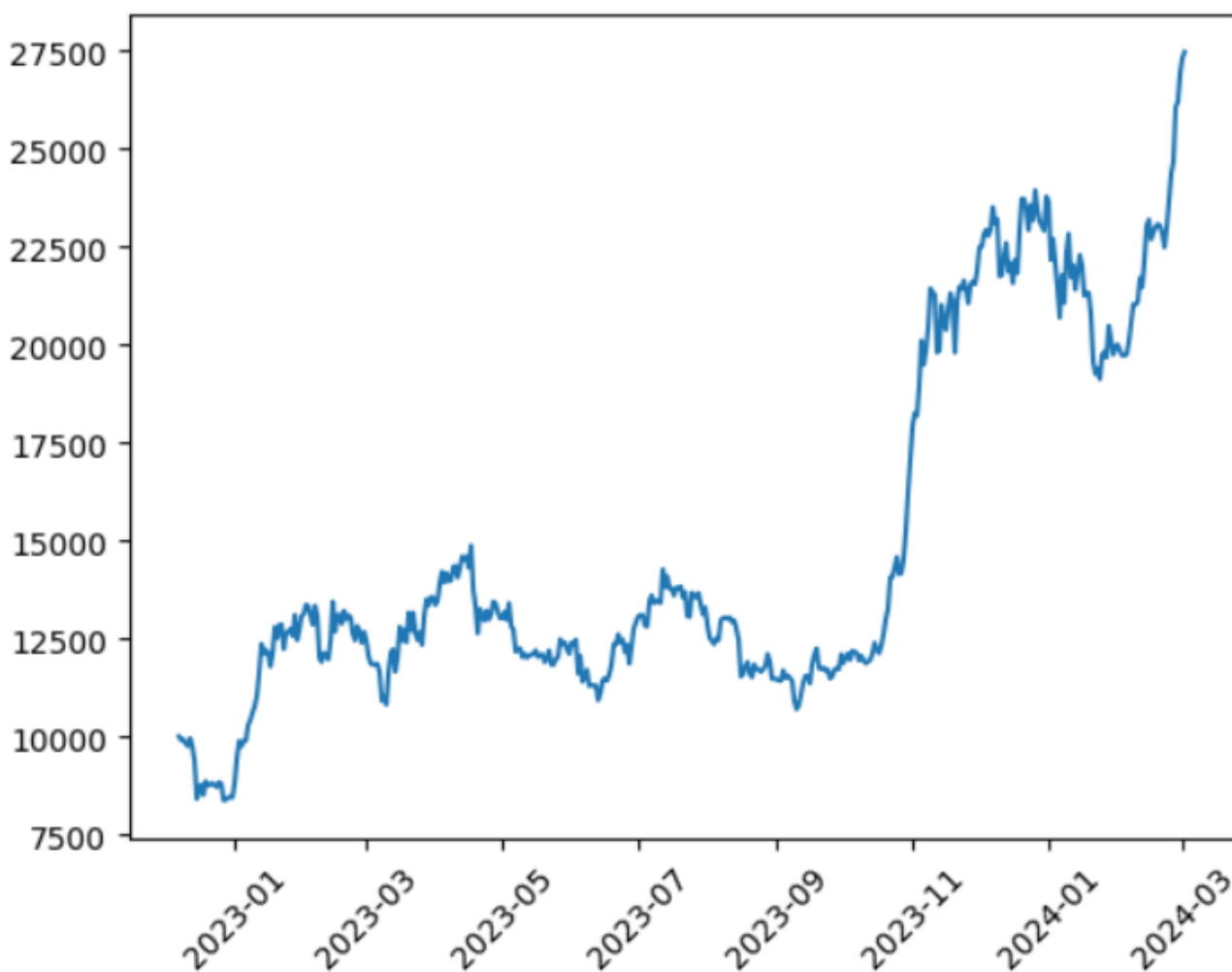


Рис. 11. Зміна вартості портфелю під час роботи алгоритму з параметрами Альфа=Бета=0, $w=0.5$

Джерело: розрахунки автора

При початковій вартості у 10 тисяч доларів США, вартість портфелю на кінець досліджуваного періоду сягнула рівня 27.5 тисяч доларів США, тобто ми отримали ROI у розмірі 174.59% протягом 452 днів. Також на рис. 12. можемо прослідкувати, як саме змінювалась частка кожного активу у структурі портфелю.

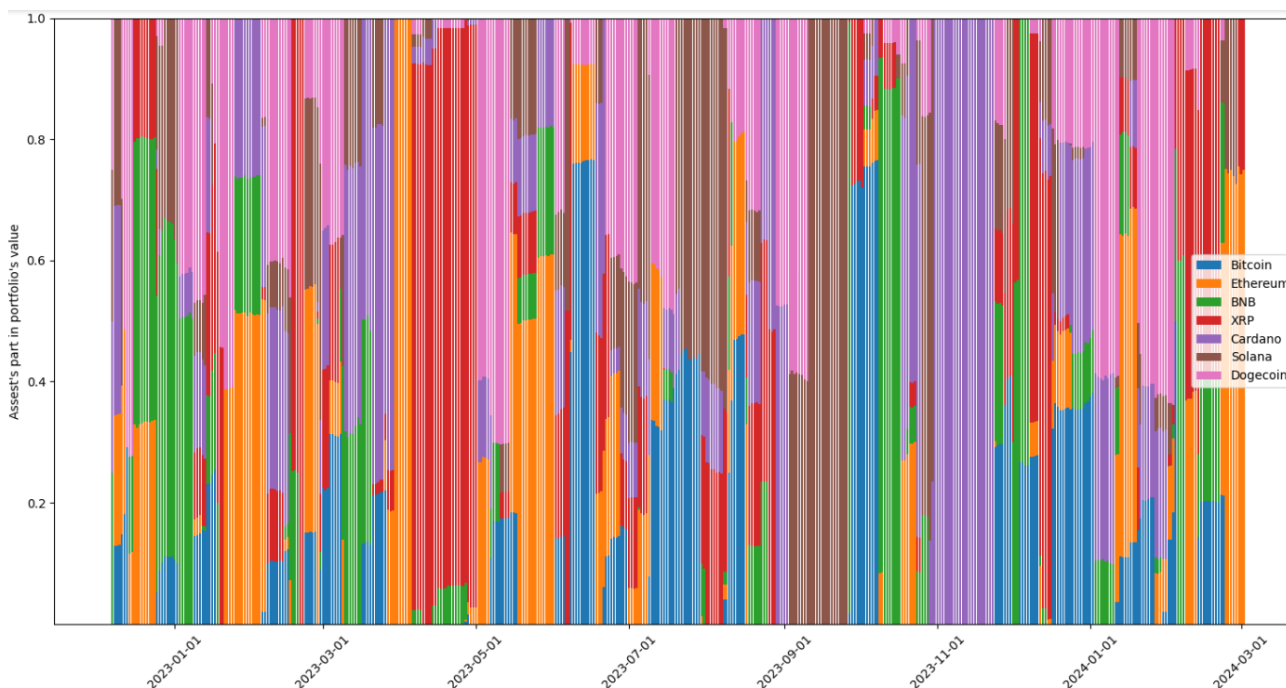


Рис. 12. Зміна структури портфелю під час роботи алгоритму з параметрами Альфа=Бета=0, $w=0.5$

Джерело: розрахунки автора

Сам графік на рис. 11 виглядає доволі цікаво: на ньому не спостерігається постійної тенденції на зростання чи падіння, а навпаки – присутні ділянки повільного росту, падіння та сталості, як і значні стрибки та спади. Причина такої поведінки потребує подальших досліджень у майбутньому. Адже призвести до такого могло багато факторів, значна частина яких можуть бути екзогенними, такі як структура ринку, зміни політики урядів країн, та інші [38].

Щоб краще оцінити роботу моделі, було обраховано денні зміни вартості портфелю у відсотках, що зображено на рис. 13.

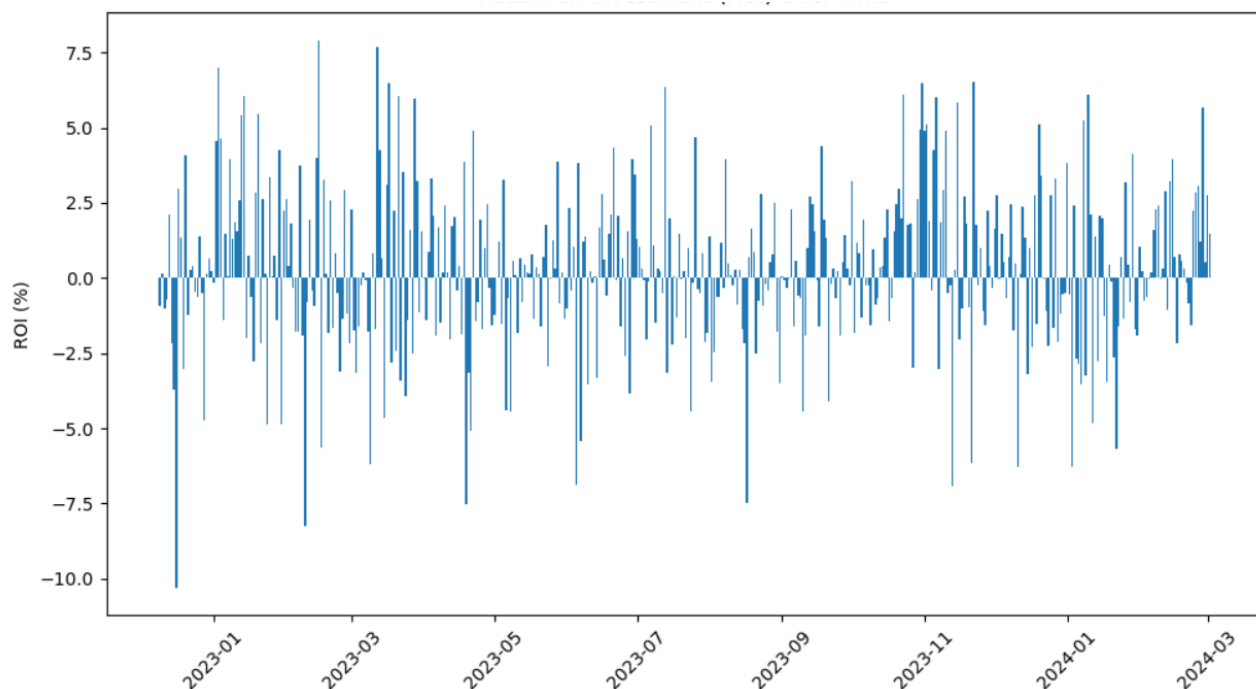


Рис. 13. Денні зміни вартості портфелю у відсотках при Альфа=Бета=0, $w=0.5$
Джерело: розрахунки автора

Рис. 13 показує значну волатильність, що підтверджує відсутність однозначного тренду у роботі алгоритму. В деякі періоди денний ROI досягає високих значень (приблизно +7.5%), в той час як в інші періоди спостерігається суттєве зниження (до -10%). Але треба враховувати що різні зовнішні фактори ринкових умов впливають на результативність. Середнє арифметичне денних змін становить 0.26%, що є гарним результатом. Якщо ж відштовхуватись лише від фінальної вартості портфелю і прийняти що денні зміни були рівні, то тоді б вартість зростала на 0.22% кожен день.

Доцільно дослідити, як саме буде змінюватись вартість портфелю при зміні заданих нами параметрів Альфа, Бета, w . Спочатку подивимось як вона буде себе вести, якщо показники Бета та w залишити сталими, а змінювати показник Альфа від 0 до 4. Відповідний графік наведено на рис. 14. На рис. 14, 15 і 21 ділянки з темнішими відтінками синього показують ділянки спаду, а з світлішими – росту.

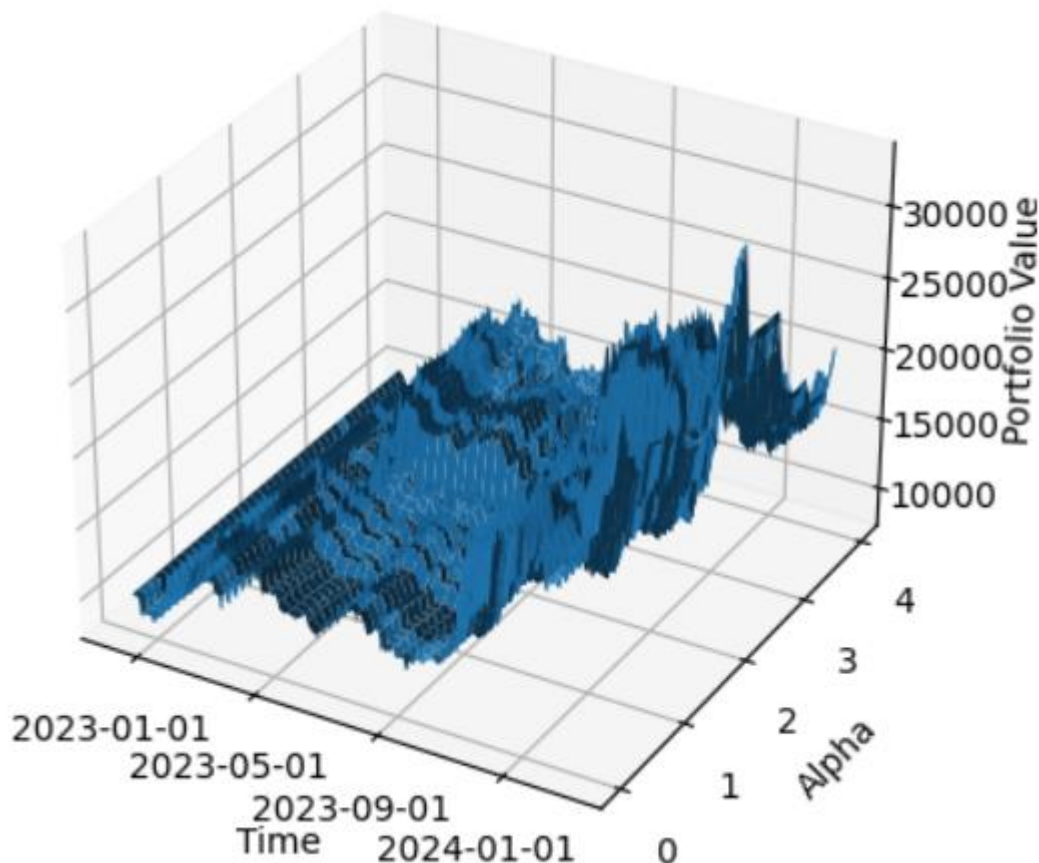


Рис. 14. Зміна вартості портфелю під час роботи алгоритму залежно від параметра Альфа, при Бета=0, $w=0.5$

Джерело: розрахунки автора

З рис. 14 бачимо, що вартість портфелю значно збільшилась коли параметр Альфа став більшим 2. Але і коливання вартості теж стали помітнішими. Це виникає через те, що при більшому значенні Альфа ми інвестуємо гроші саме у активи, від яких ми очікуємо більшу дохідність, при цьому жертвуючи диверсифікацією.

Тепер дослідимо, що буде відбуватися якщо змінювати показник Бета від -1 до 1, при цьому показники Альфа прийняти рівним 2.5 (так як Альфа має бути не менше Бета) та w залишити рівним 0.5. Відповідна зміна вартості наведена на рис. 15.

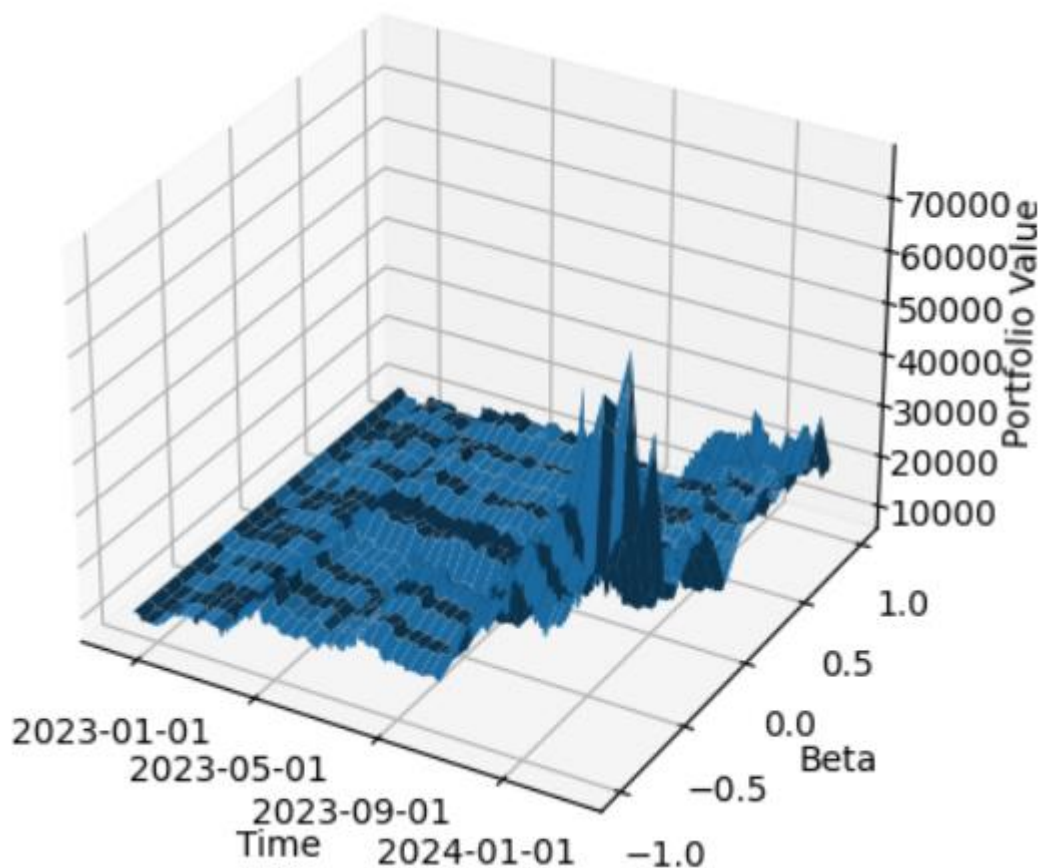


Рис. 15. Зміна вартості портфелю під час роботи алгоритму залежно від параметра Бета, при Альфа=2.5, $w=0.5$

Джерело: розрахунки автора

Тепер ситуація вже не є такою однозначною. Дуже цікавим є значний стрибок у вартості на кінець досліджуваного періоду при Бета від -1 до -0.5. Хоча на перших двох третинах періоду вартість портфелю є більшою саме при додатних Бета. Дана ситуація не підтверджує прямої лінійної залежності між значенням Бета та вартістю портфеля, і могла виникнути через специфічність обраних даних.

Спираючись на сформовані вище висновки, було вирішено побудувати низку моделей для різних комбінацій параметрів Альфа і Бета. Графіки зміни вартості портфелю для усіх Бета від -1.5 до 1, Альфа від 0 до 3 з кроком 0.5. По ним ми прослідкували певну закономірність: при фіксованому значенні Альфа, ефективність моделі зростала поки Бета досягла -0.5, а потім спадала; і при фіксованому значенні Бета, ефективність моделі зростала поки Альфа досягала

1.5-2, а потім спадала. З усіх комбінацій найефективнішою виявилась Бета=-1, Альфа =1.5, зміна вартості зображена на рис. 16.

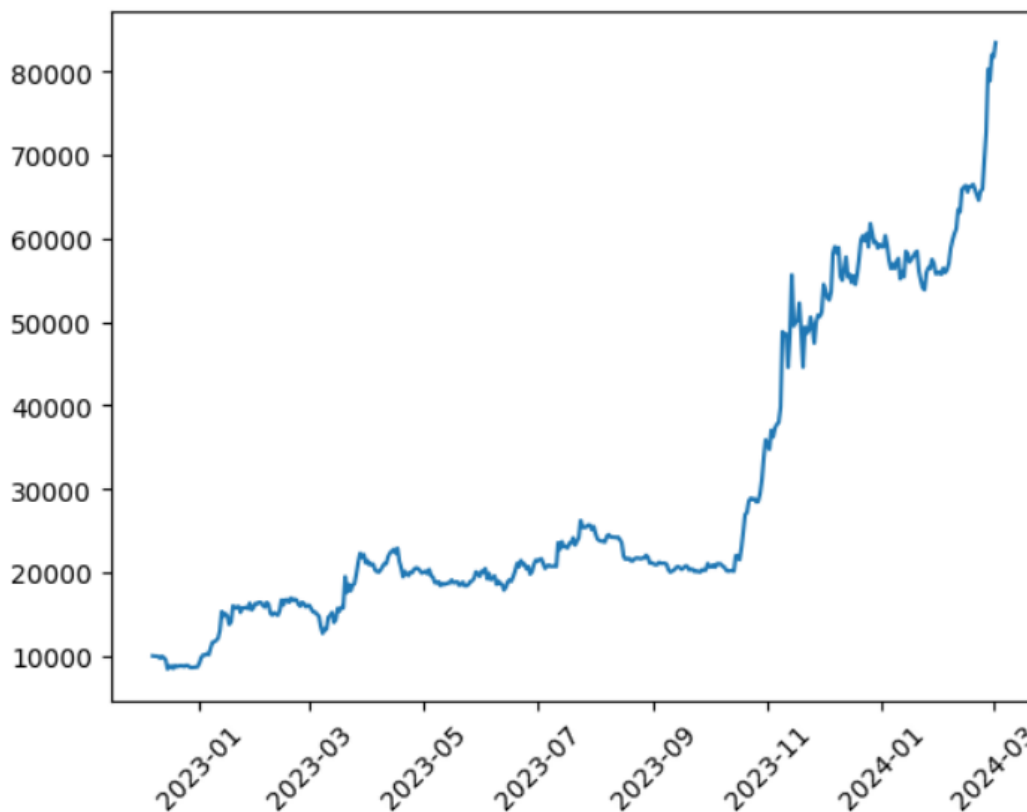


Рис. 16. Зміна вартості портфелю під час роботи алгоритму з параметрами Альфа=1.5, Бета=-1, $w=0.5$

Джерело: розрахунки автора

У даній ситуації ми позбавляємося активів, від яких очікуємо значних збитків, і купуємо активи, від яких очікуємо високу дохідність, а усі проміжні активи залишаємо у портфелі. Свою максимальну вартість портфель досяг наприкінці досліджуваного періоду, і показав ROI 734.15% - у 4.2 рази більше ніж у початковій моделі. Як змінювався склад портфелю можна побачити на рис. 17. Він все ще є диверсифікованим, у кожен день у портфелі було від 3 до 5 активів, але є і дні у які не усі доступні ресурси були вкладені у криптовалюти – частину модель вирішила залишити у грошах.

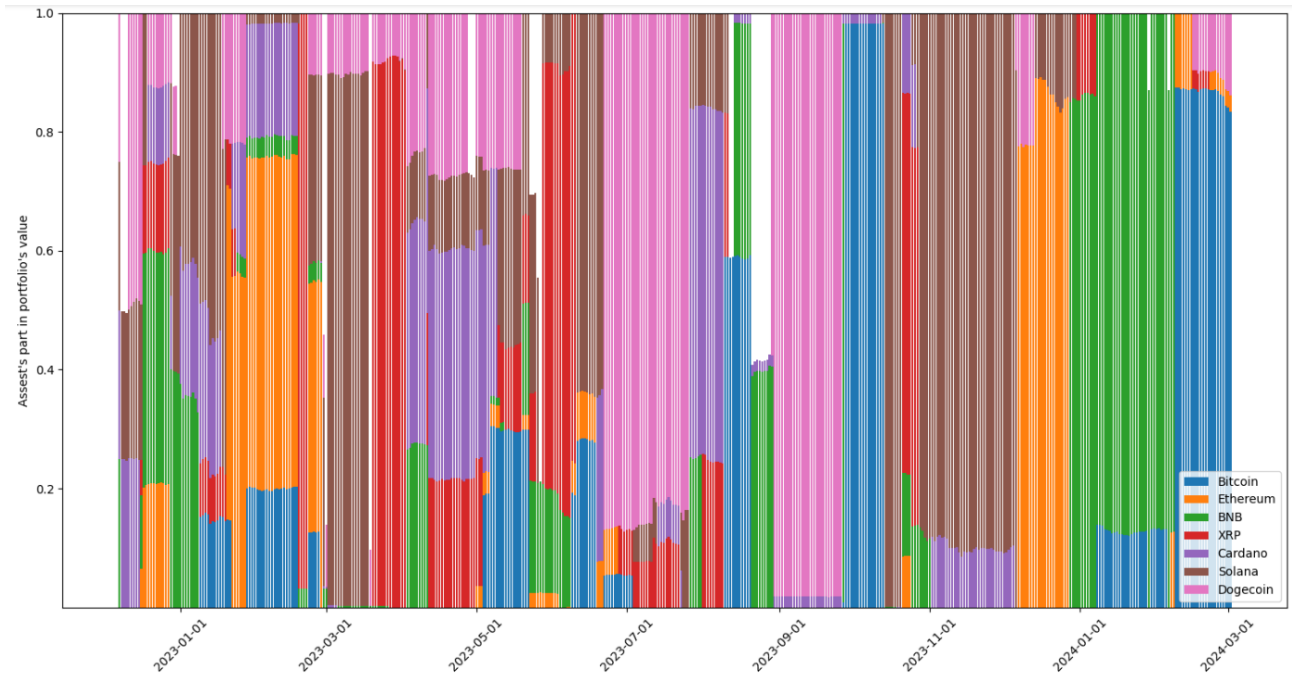


Рис. 17. Зміна структури портфелю під час роботи алгоритму з параметрами Альфа=1.5, Бета=-1, $w=0.5$

Джерело: розрахунки автора

Рис. 18 показує, як змінювалась вартість портфелю у кожен день досліджуваного періоду у новій моделі. На ньому все ще присутня висока волатильність, але позитивні зміни значно переважають порівняно з початковою моделлю. Також співставляючи рис.13 і 18, прослідковується що значні негативні зміни відбулись у однакові періоди. Це підтверджує що вони були спричинені зовнішніми ринковими умовами. Верхня межа коливання денного ROI сягає 25%, що майже у 4 рази більше ніж у початкової моделі. Середнє арифметичне денних змін становить 0.54%, що є більшим у два рази. Якщо ж відштовхуватись лиш від фінальної вартості портфелю і прийняти що денні зміни були рівні, то тоді б вартість зростала на 0.47% кожен день – теж у 2 рази більше ніж у початковій моделі.

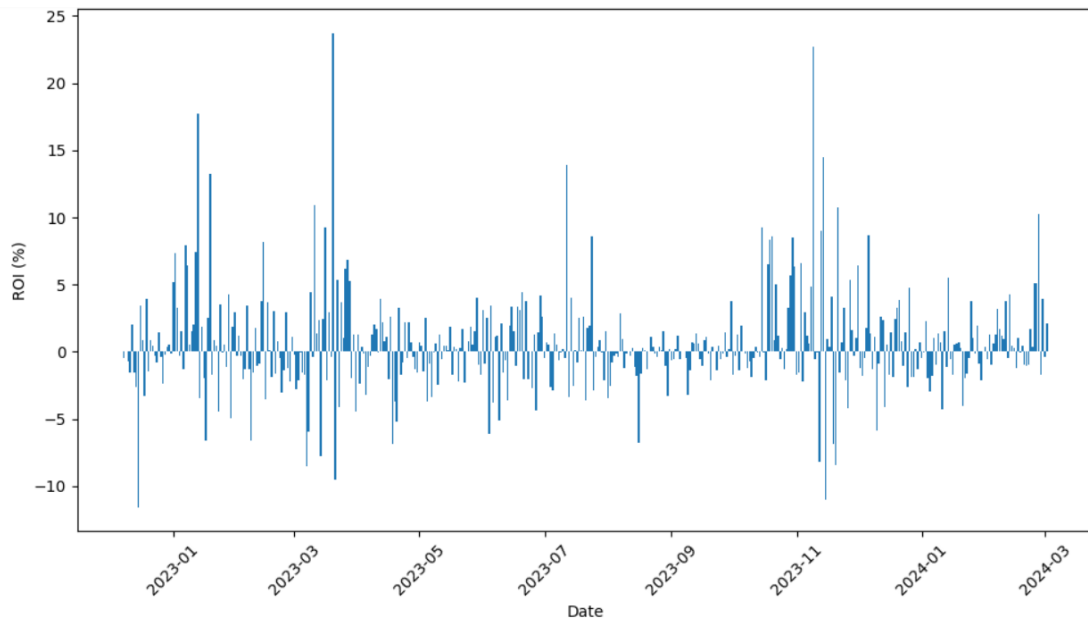


Рис. 18. Денні зміни вартості портфелю у % при Альфа=1.5, Бета=-1, w=0.5

Джерело: розрахунки автора

Щоб перевірити чи є ріст вартості портфелю дійсно результатом роботи алгоритму а не тільки зміни ринкових умов, було оглянуто як змінювалась би протягом досліджуваного періоду вартість початкового портфелю, отриманого методом Марковіца у таблиці 1, що зображено на рис. 19.



Рис. 19. Зміна вартості портфелю якщо його початкова структура залишається сталою

Джерело: розрахунки автора

Якщо б початковий портфель залишився без змін, то його фінальна вартість сягнула б понад 35 тисяч, і було б отримано ROI у 267.87%. Це майже на 100% більше ніж у початковій моделі, але у 2.74 рази менше ніж у фінальній моделі. Аналізуючи денні зміни вартості у такому сценарії, що зображені на рис. 20, теж спостерігаємо значну волатильність та розкид від -10% до 15%. Середнє арифметичне денних ROI склав 0.35%, а усереднений темп зростання 0.29%, що є меншим ніж у фінальній моделі. Це доводить ефективність і практичну цінність запропонованого алгоритму.

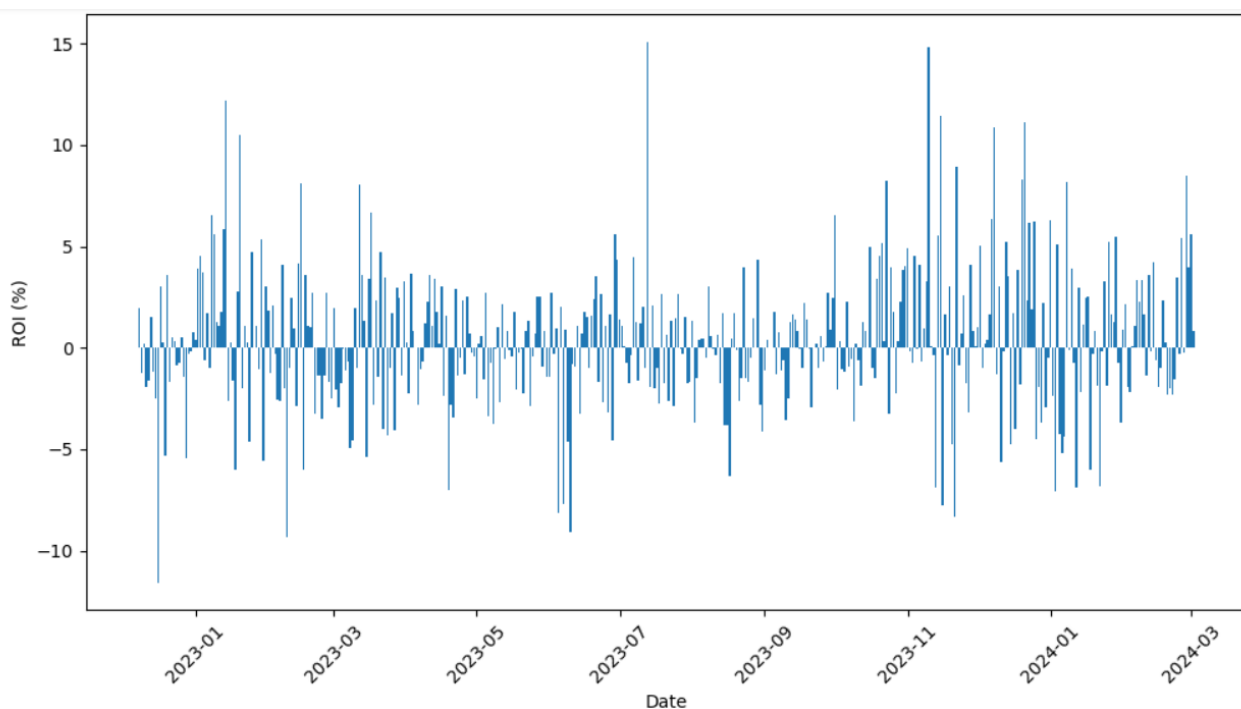


Рис. 20. Денні зміни вартості портфелю у % при сталій структурі портфелю

Джерело: розрахунки автора

Останній параметр, який залишилось дослідити, це w . Приймемо Альфа=1.5 та Бета=-0.5 і змінюватимемо w від 0 до 1. Зазначимо, що при значенні $w=0$ ми будемо мати модель, яка буде повністю заснована на класичних індикаторах технічного аналізу. Отримані результати наведені на рис. 21.

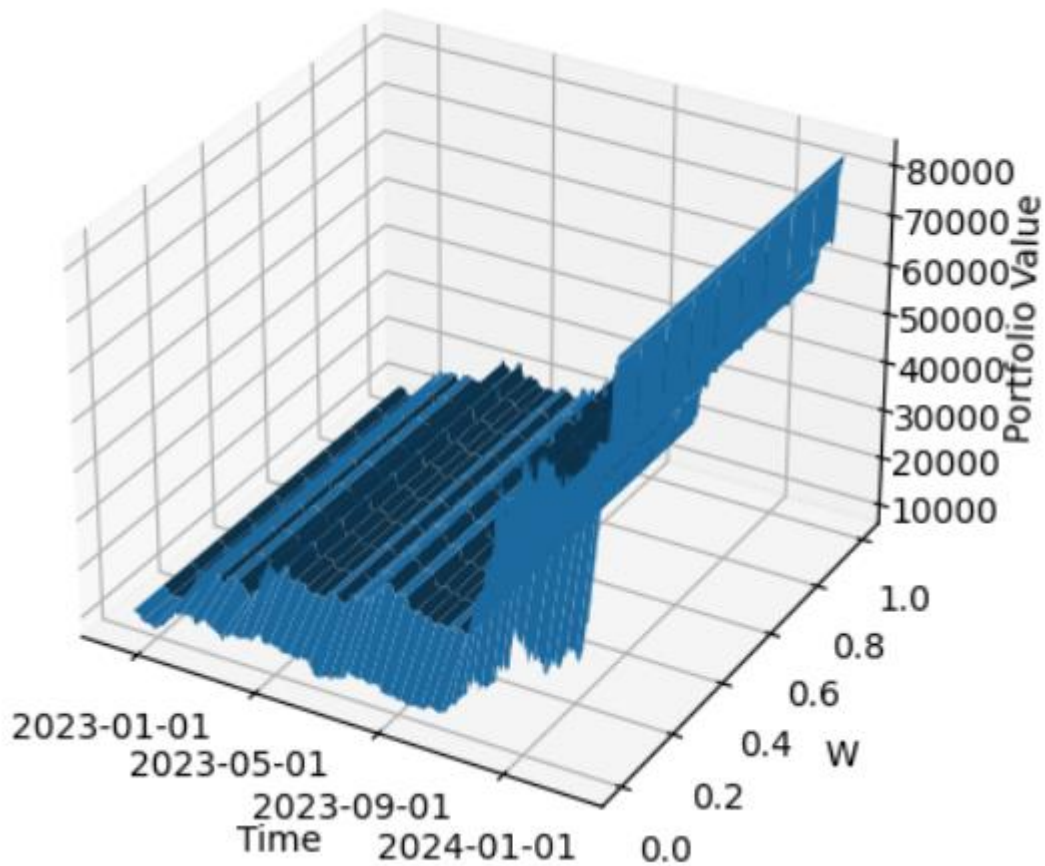


Рис. 21. Зміна вартості портфелю під час роботи алгоритму залежно від параметра w , при Альфа=1.5, Бета=-1

Джерело: розрахунки автора

Рис. 21 демонструє, що додавання до моделі прогнозованого компоненту дозволило значно підвищити ефективність моделі, адже при включанні прогнозованого показника вартість портфелю помітно зростає. При цьому, починаючи із значення $w=0.2$, значних змін не спостерігається.

ВИСНОВКИ

Криптовалюти представляють значний інвестиційний інтерес, особливо в контексті диверсифікації портфелю. Вони характеризуються високою волатильністю, що може привести до значних прибутків, але і великих ризиків.

Динамічна оптимізація портфелю та технічний аналіз є важливими інструментами при управлінні портфелем криптовалют. Теорія портфелю Гарі Марковіца дозволяє розуміти рівновагу між ризиком та прибутком, а методи машинного навчання можуть допомогти в прогнозуванні рухів ринку.

Запропонований алгоритм динамічної оптимізації портфелю криптовалют базується на модифікованому індикаторі MACDH%, який називається fMACDH%. Алгоритм порівнює значення fMACDH% кожної криптовалюти з двома параметрами: Альфа і Бета. Якщо fMACDH% менше за Бета, відповідні криптовалюти продаються, а виручені кошти інвестуються в ті криптовалюти, у яких fMACDH% перевищує Альфа. Розподіл коштів здійснюється пропорційно перевищенню значення fMACDH% над Альфа. Якщо ж таких криптовалют немає, кошти залишаються для інвестицій у наступний період. Стартовий портфель формується за допомогою моделі Марковіца.

Перша розглянута модель з параметрами Альфа=Бета=0 забезпечила ROI 174.59% з високою волатильністю та середньоденним приростом 0.26%. Модифікована модель з Альфа=1.5 і Бета=-1 значно покращила результати, досягнувши ROI 734.15%, при цьому середньоденний приріст зріс до 0.54%, показуючи ефективність в усуненні збиткових активів і інвестуванні в перспективні. Якщо портфель залишався б незмінним, його ROI становив би 267.87% з середньоденним приростом 0.35%. Аналіз підтверджує, що запропонований алгоритм з коректно обраними параметрами значно перевищує результати використання стартового портфелю за показниками ROI і середньоденним приростом, демонструючи свою ефективність у динамічній оптимізації.

Незважаючи на переваги, використання криптовалют як інвестиційних активів та впровадження динамічної оптимізації портфелю з використанням

технічного аналізу та машинного навчання вимагає обережного підходу. Розуміння ризиків, пов'язаних з волатильністю ринку криптовалют, і врахування цих ризиків у стратегії управління портфелем є критично важливим.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Almeida, J., & Gonçalves, T. C. (2023). A systematic literature review of investor behavior in the cryptocurrency markets. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 37, 100785. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2022.100785>
2. Ante, L. (2023). How Elon Musk's Twitter activity moves cryptocurrency markets. *Technological Forecasting and Social Change*, 186, 122112. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.122112>
3. Ashraf, M., & Heavey, C. (2023). A Prototype of Supply Chain Traceability using Solana as blockchain and IoT. *Procedia Computer Science*, 217, 948-959. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.292>
4. Charfeddine, L., Benlagha, N., & Khediri, K. B. (2022). An intra-cryptocurrency analysis of volatility connectedness and its determinants: Evidence from mining coins, non-mining coins and tokens. *Research in International Business and Finance*, 62, 101699. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101699>
5. Cryptocurrency [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.investing.com/crypto/>.
6. DePamphilis, D. M. (2022). Implementation: Search through closing: phases 3 to 10 of the acquisition process. *Mergers, Acquisitions, and Other Restructuring Activities (Eleventh Edition)*, 123-152. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-819782-0.00005-8>
7. Dev, V. A., & Eden, M. R. (2019). Gradient Boosted Decision Trees for Lithology Classification. *Computer Aided Chemical Engineering*, 47, 113-118. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818597-1.50019-9>
8. De Vries, A. (2023). Cryptocurrencies on the road to sustainability: Ethereum paving the way for Bitcoin. *Patterns*, 4(1), 100633. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2022.100633>
9. Dong, B., Jiang, L., Liu, J., & Zhu, Y. (2022). Liquidity in the cryptocurrency market and commonalities across anomalies. *International Review of Financial Analysis*, 81, 102097. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2022.102097>
10. Duan, K., & Urquhart, A. (2023). The instability of stablecoins. *Finance Research Letters*, 52, 103573. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103573>
11. Farias Nazário, R. T., e Silva, J. L., Sobreiro, V. A., & Kimura, H. (2017). A literature review of technical analysis on stock markets. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 66, 115-126. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2017.01.014>
12. Griffith, T., & Clancey-Shang, D. (2023). Cryptocurrency regulation and market quality. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 84, 101744. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2023.101744>

13. Gronwald, M. (2021). How explosive are cryptocurrency prices? *Finance Research Letters*, 38, 101603. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101603>
14. Hoffmann, A. O., & Shefrin, H. (2014). Technical analysis and individual investors. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 107, 487-511. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2014.04.002>
15. Kwak, S., Kim, J., Ding, H., Xu, X., Chen, R., Guo, J., & Fu, H. (2022). Machine learning prediction of the mechanical properties of γ -TiAl alloys produced using random forest regression model. *Journal of Materials Research and Technology*, 18, 520-530. <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2022.02.108>
16. Lépinette, E., & Vu, D. T. (2023). Dynamic programming principle and computable prices in financial market models with transaction costs. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 524(2), 127068. <https://doi.org/10.1016/j.jmaa.2023.127068>
17. Markowitz, H. M., & Dijk, E. V. (2008). Risk-return analysis. *Handbook of Asset and Liability Management*, 139-197. <https://doi.org/10.1016/B978-044453248-0.50010-1>
18. McKinney, R. E., Shao, L. P., Rosenlieb, D. C., & Shao, D. H. (2015). Counterfeiting in Cryptocurrency: An Emerging Problem. *Handbook of Digital Currency*, 173-187. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802117-0.00008-4>
19. Meunier, S. (2018). Blockchain 101: What is Blockchain and How Does This Revolutionary Technology Work? *Transforming Climate Finance and Green Investment with Blockchains*, 23-34. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814447-3.00003-3>
20. Murphy, J. J. (1999). *Technical analysis of the financial markets: A comprehensive guide to trading methods and applications*. Penguin.
21. Nian, L. P., & Chuen, D. L. K. (2015). Introduction to Bitcoin. *Handbook of Digital Currency*, 5-30. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802117-0.00001-1>
22. Ong, B., Lee, T. M., Li, G., & Chuen, D. L. K. (2015). Evaluating the Potential of Alternative Cryptocurrencies. *Handbook of Digital Currency*, 81-135. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802117-0.00005-9>
23. Oyewola, D. O., Dada, E. G., & Ndunagu, J. N. (2022). A novel hybrid walk-forward ensemble optimization for time series cryptocurrency prediction. *Heliyon*, 8(11), e11862. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e11862>
24. Som, A., & Kayal, P. (2022). A multicountry comparison of cryptocurrency vs gold: Portfolio optimization through generalized simulated annealing. *Blockchain: Research and Applications*, 3(3), 100075. <https://doi.org/10.1016/j.bcra.2022.100075>

25. StockCharts.com. (2022). MACDH-Histogram. Retrieved from https://school.stockcharts.com/doku.php?id=technical_indicators:macd-histogram. Accessed Aug. 8, 2022
26. Todd, G. P., Markowitz, H. M. (2000). Mean-Variance Analysis in Portfolio Choice and Capital Markets. Великобританія: Wiley.
27. Ugolini, A., Reboredo, J. C., & Mensi, W. (2023). Connectedness between DeFi, cryptocurrency, stock, and safe-haven assets. *Finance Research Letters*, 53, 103692. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.103692>
28. Wang, Y., & Aste, T. (2023). Dynamic portfolio optimization with inverse covariance clustering. *Expert Systems with Applications*, 213, 118739. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118739>
29. Yeo, L. L. X., Cao, Q., & Quek, C. (2023). Dynamic portfolio rebalancing with lag-optimised trading indicators using SeroFAM and genetic algorithms. *Expert Systems with Applications*, 216, 119440. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119440>
30. Камінський А.Б. Моделювання фінансових ризиків. Монографія. – К: ВПЦ «Київський університет», 2006. – 304 с.
31. Ставицький А.В. Навчально-методичний комплекс з курсів «Прогнозування» та «Фінансове прогнозування». / А.В. Ставицький. – К.: РВВ ІМФ, 2006. – 107 с.
32. Чугунов, І.Я. Фінансово-економічне прогнозування і планування. / І.Я. Чугунов, Т.Г. Затоначка, А.В. Ставицький – К.: ТОВ «ПоліграфКонсалтінг», 2007. – 312 с
33. Ансамблі моделей машинного навчання [Електронний ресурс] // Evergreen. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/ensembles.html>.
34. Saini A. Guide on Support Vector Machine (SVM) Algorithm [Електронний ресурс] / Anshul Saini // Analytics Vidhya. – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/support-vector-machinessvm-a-complete-guide-for-beginners/>.
35. Що таке багат шаровий перцептрон (Multilayer Perceptron, MLP) у машинному навчанні? [Електронний ресурс] // The Transmitted. – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://thetransmitted.com/adlucem/shho-take-mlp-u-mashynnomu-navchanni/>.
36. Namad R. What is LSTM? Introduction to Long Short-Term Memory [Електронний ресурс] / Namad // medium.com. – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://medium.com/@rebeen.jaff/what-is-lstm-introduction-to-long-short-term-memory-66bd3855b9ce>.

- 37.Матвієнко С. Лінійна регресія [Електронний ресурс] / С. Матвієнко // IT Master – Режим доступу до ресурсу: <https://itmaster.biz.ua/programming/vision/linear-regression.html>.
- 38.Social Media Impact on the ‘Cosmos’ Blockchain Ecosystem: State and Prospect [Електронний ресурс] / I.Pavlyshyn, A. Petrenko, B. Opryshko, B. Oliinyk // Data Science Journal. – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://datascience.codata.org/articles/10.5334/dsj-2024-008>.
- 39.Selected Papers of the XX International Scientific Conference “Dynamical System Modeling and Stability Investigation\” (DSMSI 2023). Volume 1: Mathematical Foundations of Information Technologies [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://ceur-ws.org/Vol-3687/>.
- 40.ШЕВЧЕНКІВСЬКА ВЕСНА 2024. Стратегії економічного зростання: погляд у майбутнє для України. Матеріали XXII Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених – Київ: Київський національний університет імені Тараса Шевченка, 2024. – 405 с.
- 41.Код використаної програми [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://colab.research.google.com/drive/1s3LIM3MN8NBvHFNGqxLYnpBfAJmvO-FV?usp=sharing>.

ДОДАТОК А

Фрагмент результатів обчислення класичних індикаторів технічного аналізу

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	53893.066747	3048.268398	1.000060	0.999681	380.091555	0.555045	1.001768	0.603315	108.446476	0.091804
1262	2024-02-29	55012.487247	3093.036337	1.000112	0.999622	383.015931	0.559810	1.001634	0.611113	111.083633	0.095713
1263	2024-03-01	56148.673825	3145.416900	1.000172	0.999542	386.751942	0.566167	1.001506	0.627665	113.980613	0.102455
1264	2024-03-02	57048.031698	3187.758916	1.000192	0.999474	390.465489	0.578168	1.001397	0.645147	116.457134	0.108533
1265	2024-03-03	57930.703744	3231.983698	1.000208	0.999478	394.393876	0.585957	1.001305	0.657924	118.566036	0.115327

1266 rows × 11 columns

Рис. 1. Фрагмент результатів обчислення ЕМА з періодом 12

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	50831.364422	2842.942992	1.000034	0.999824	357.097020	0.547510	1.002985	0.580898	106.073155	0.087357
1262	2024-02-29	51597.137428	2879.707215	1.000061	0.999785	360.208352	0.550363	1.002831	0.586313	107.518699	0.089569
1263	2024-03-01	52397.179100	2920.729644	1.000093	0.999734	363.696622	0.554124	1.002680	0.596119	109.177610	0.093270
1264	2024-03-02	53108.091759	2957.760041	1.000109	0.999687	367.192428	0.560794	1.002541	0.606873	110.725787	0.096877
1265	2024-03-03	53824.929407	2996.090408	1.000123	0.999674	370.807804	0.565831	1.002412	0.615860	112.165729	0.101011

1266 rows × 11 columns

Рис. 2. Фрагмент результатів обчислення ЕМА з періодом 26

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	3061.702325	205.325405	0.000026	-0.000143	22.994535	0.007535	-0.001217	0.022418	2.373321	0.004447
1262	2024-02-29	3415.349819	213.329121	0.000052	-0.000163	22.807579	0.009447	-0.001196	0.024800	3.564935	0.006144
1263	2024-03-01	3751.494725	224.687256	0.000079	-0.000193	23.055320	0.012044	-0.001174	0.031546	4.803003	0.009185
1264	2024-03-02	3939.939939	229.998875	0.000083	-0.000214	23.273061	0.017374	-0.001144	0.038274	5.731347	0.011656
1265	2024-03-03	4105.774338	235.893290	0.000086	-0.000196	23.586072	0.020126	-0.001107	0.042064	6.400308	0.014315

1266 rows × 11 columns

Рис. 3. Фрагмент результатів обчислення лінії MACD

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	2377.467332	166.953747	-0.000008	-0.000094	18.592562	0.003991	-0.001428	0.021301	2.221877	0.001993
1262	2024-02-29	2585.043830	176.228822	0.000004	-0.000108	19.435565	0.005082	-0.001381	0.022001	2.490488	0.002823
1263	2024-03-01	2818.334009	185.920509	0.000019	-0.000125	20.159516	0.006474	-0.001340	0.023910	2.952991	0.004095
1264	2024-03-02	3042.655195	194.736182	0.000032	-0.000142	20.782225	0.008654	-0.001301	0.026783	3.508662	0.005608
1265	2024-03-03	3255.279023	202.967603	0.000043	-0.000153	21.342995	0.010949	-0.001262	0.029839	4.086991	0.007349

1266 rows × 11 columns

Рис. 4. Фрагмент результатів обчислення сигнальної лінії MACD

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	684.234992	38.371658	0.000034	-0.000050	4.401973	0.003544	0.000210	0.001117	0.151444	0.002454
1262	2024-02-29	830.305989	37.100300	0.000047	-0.000055	3.372014	0.004365	0.000185	0.002799	1.074446	0.003321
1263	2024-03-01	933.160716	38.766748	0.000060	-0.000068	2.895803	0.005569	0.000166	0.007636	1.850012	0.005090
1264	2024-03-02	897.284744	35.262693	0.000051	-0.000071	2.490836	0.008720	0.000157	0.011491	2.222684	0.006048
1265	2024-03-03	850.495314	32.925686	0.000043	-0.000043	2.243077	0.009177	0.000155	0.012225	2.313316	0.006966

1266 rows × 11 columns

Рис. 5. Фрагмент результатів обчислення MACDH

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	0.446964	0.373764	2.582638	0.691948	0.382871	0.940716	-0.345537	0.099616	0.127622	1.103738
1262	2024-02-29	0.486220	0.347822	1.838951	0.680342	0.295692	0.924150	-0.309288	0.225757	0.602786	1.081083
1263	2024-03-01	0.497487	0.345073	1.515515	0.706368	0.251205	0.924861	-0.282152	0.484115	0.770356	1.108248
1264	2024-03-02	0.455481	0.306634	1.232834	0.666726	0.214053	1.003768	-0.274690	0.600476	0.775624	1.037831
1265	2024-03-03	0.414292	0.279157	1.004076	0.435749	0.190204	0.911995	-0.280706	0.581265	0.722877	0.973258

1266 rows × 11 columns

Рис. 6. Фрагмент результатів обчислення MACDH%

Джерело: розрахунки автора

ДОДАТОК Б

Фрагмент результатів обчислення індикаторів технічного аналізу з врахуванням прогнозу ціни

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	52220.548996	2980.314048	1.000033	0.999829	373.585038	0.552557	1.001516	0.600622	106.425802	0.087997
1262	2024-02-29	53747.523614	3039.660762	1.000072	0.999733	379.340624	0.556316	1.001418	0.605237	108.369347	0.092124
1263	2024-03-01	54876.128023	3085.727659	1.000109	0.999678	382.871887	0.560949	1.001294	0.612706	111.065099	0.096193
1264	2024-03-02	56005.093928	3136.863489	1.000158	0.999607	386.218452	0.567137	1.001193	0.628421	113.980241	0.102504
1265	2024-03-03	56907.467012	3179.898052	1.000184	0.999550	389.966117	0.578665	1.001107	0.645876	116.437455	0.108750

1266 rows × 11 columns

Рис. 1. Фрагмент результатів обчислення ЕМА з періодом 12 з врахуванням прогнозу ціни

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	49809.997145	2794.563214	1.000043	0.999890	352.378726	0.546709	1.002408	0.579191	104.921052	0.085762
1262	2024-02-29	50723.766543	2836.896879	1.000062	0.999840	356.720771	0.548952	1.002294	0.583001	105.968295	0.087914
1263	2024-03-01	51491.150671	2874.096783	1.000080	0.999805	360.096554	0.551728	1.002170	0.588244	107.444106	0.090185
1264	2024-03-02	52285.465910	2914.394100	1.000106	0.999762	363.394925	0.555390	1.002057	0.597622	109.115914	0.093669
1265	2024-03-03	52995.469841	2951.593659	1.000122	0.999723	366.889988	0.561811	1.001951	0.608308	110.659338	0.097331

1266 rows × 11 columns

Рис. 2. Фрагмент результатів обчислення ЕМА з періодом 26 з врахуванням прогнозу ціни

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	2410.551851	185.750834	-0.000011	-0.000062	21.206313	0.005848	-0.000892	0.021431	1.504751	0.002235
1262	2024-02-29	3023.757071	202.763883	0.000010	-0.000106	22.619852	0.007364	-0.000877	0.022236	2.401052	0.004210
1263	2024-03-01	3384.977352	211.630875	0.000029	-0.000127	22.775333	0.009221	-0.000876	0.024462	3.620993	0.006008
1264	2024-03-02	3719.628017	222.469389	0.000052	-0.000154	22.823527	0.011746	-0.000863	0.030798	4.864327	0.008835
1265	2024-03-03	3911.997171	228.304393	0.000062	-0.000173	23.076129	0.016854	-0.000844	0.037568	5.778117	0.011419

1266 rows × 11 columns

Рис. 3. Фрагмент результатів обчислення лінії MACD з врахуванням прогнозу ціни

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	2192.253148	155.858816	-0.000014	-0.000069	17.306366	0.003023	-0.001114	0.020895	2.163538	0.001340
1262	2024-02-29	2358.553933	165.239829	-0.000009	-0.000076	18.369063	0.003891	-0.001067	0.021163	2.211041	0.001914
1263	2024-03-01	2563.838617	174.518039	-0.000002	-0.000087	19.250317	0.004957	-0.001029	0.021823	2.493032	0.002733
1264	2024-03-02	2794.996497	184.108309	0.000009	-0.000100	19.964959	0.006315	-0.000996	0.023618	2.967291	0.003953
1265	2024-03-03	3018.396632	192.947526	0.000020	-0.000115	20.587193	0.008423	-0.000965	0.026408	3.529456	0.005446

1266 rows × 11 columns

Рис. 4. Фрагмент результатів обчислення сигнальної лінії MACD з врахуванням прогнозу ціни

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	218.298702	29.892018	0.000003	0.000007	3.899946	0.002826	0.000223	0.000536	-0.658788	0.000896
1262	2024-02-29	665.203138	37.524054	0.000020	-0.000030	4.250789	0.003473	0.000190	0.001073	0.190010	0.002296
1263	2024-03-01	821.138735	37.112837	0.000030	-0.000041	3.525016	0.004264	0.000153	0.002639	1.127962	0.003275
1264	2024-03-02	924.631520	38.361080	0.000043	-0.000054	2.858568	0.005431	0.000132	0.007180	1.897036	0.004882
1265	2024-03-03	893.600539	35.356868	0.000042	-0.000058	2.488936	0.008431	0.000121	0.011160	2.248661	0.005973

1266 rows × 11 columns

Рис. 5. Фрагмент результатів обчислення MACDH з врахуванням прогнозу ціни

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	0.181119	0.321851	-0.620836	-0.241259	0.367810	0.966340	-0.499313	0.050027	-0.875611	0.801234
1262	2024-02-29	0.439985	0.370126	3.782800	0.562112	0.375846	0.943311	-0.433866	0.096537	0.158273	1.090788
1263	2024-03-01	0.485166	0.350732	2.117664	0.639920	0.309547	0.924857	-0.348442	0.215782	0.623012	1.090273
1264	2024-03-02	0.497163	0.344866	1.651941	0.702116	0.250493	0.924799	-0.306779	0.466284	0.779979	1.105140
1265	2024-03-03	0.456851	0.309734	1.364898	0.672635	0.215715	1.000510	-0.287082	0.594125	0.778337	1.046119

1266 rows × 11 columns

Рис. 6. Фрагмент результатів обчислення MACDH% з врахуванням прогнозу ціни

Джерело: розрахунки автора

ДОДАТОК В

Фрагмент результатів обчислення “прогнозованих” індикаторів технічного аналізу

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	0.102217	0.424027	-0.548478	-1.671349	0.373617	1.342515	-0.421924	0.207870	-0.773983	0.742822
1262	2024-02-29	0.267258	0.434443	1.831423	-0.978757	0.371194	1.269882	-0.386489	0.220359	-0.158954	0.918112
1263	2024-03-01	0.320845	0.412924	1.124660	-0.691699	0.329173	1.208994	-0.339396	0.290745	0.169303	0.945763
1264	2024-03-02	0.349841	0.397031	0.976504	-0.453675	0.289281	1.171322	-0.314282	0.434056	0.329327	0.971395
1265	2024-03-03	0.345975	0.366385	0.887060	-0.311091	0.261287	1.170266	-0.301274	0.511779	0.393445	0.952316

1266 rows x 11 columns

Рис. 1. Фрагмент результатів обчислення fEMA з періодом 12

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	-0.343358	0.516832	-1.853637	-1.247386	0.194291	1.378027	-0.250984	0.835958	-0.536107	0.623072
1262	2024-02-29	-0.163775	0.527489	0.530603	-0.737039	0.208491	1.334454	-0.229618	0.807504	0.010442	0.791411
1263	2024-03-01	-0.094331	0.505207	-0.145035	-0.596559	0.183122	1.295571	-0.196416	0.828817	0.276432	0.813976
1264	2024-03-02	-0.046507	0.489199	-0.243061	-0.472877	0.159423	1.271004	-0.184114	0.922906	0.386240	0.839934
1265	2024-03-03	-0.029460	0.458508	-0.270207	-0.410446	0.146547	1.282740	-0.182386	0.957262	0.412470	0.825184

1266 rows x 11 columns

Рис. 2. Фрагмент результатів обчислення fEMA з періодом 26

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	0.445575	-0.092805	1.305159	-0.423963	0.179327	-0.035512	-0.170939	-0.628088	-0.237876	0.119750
1262	2024-02-29	0.431033	-0.093046	1.300820	-0.241718	0.162703	-0.064572	-0.156871	-0.587145	-0.169395	0.126701
1263	2024-03-01	0.415177	-0.092284	1.269695	-0.095141	0.146051	-0.086576	-0.142979	-0.538072	-0.107128	0.131787
1264	2024-03-02	0.396347	-0.092168	1.219565	0.019202	0.129858	-0.099682	-0.130168	-0.488851	-0.056912	0.131461
1265	2024-03-03	0.375435	-0.092123	1.157267	0.099355	0.114740	-0.112475	-0.118888	-0.445483	-0.019025	0.127132

1266 rows × 11 columns

Рис. 3. Фрагмент результатів обчислення лінії fMACD

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	0.520738	-0.047206	1.727949	-0.432075	0.218719	0.206543	-0.182195	-0.795229	-0.213713	0.129882
1262	2024-02-29	0.502797	-0.056374	1.642523	-0.394004	0.207516	0.152320	-0.177130	-0.753612	-0.204849	0.129246
1263	2024-03-01	0.485273	-0.063556	1.567958	-0.334231	0.195223	0.104541	-0.170300	-0.710504	-0.185305	0.129754
1264	2024-03-02	0.467488	-0.069278	1.498279	-0.263545	0.182150	0.063696	-0.162274	-0.666174	-0.159626	0.130096
1265	2024-03-03	0.449077	-0.073847	1.430077	-0.190965	0.168668	0.028462	-0.153597	-0.622035	-0.131506	0.129503

1266 rows × 11 columns

Рис. 4. Фрагмент результатів обчислення сигнальної лінії fMACD

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	-0.075163	-0.045599	-0.422790	0.008112	-0.039392	-0.242055	0.011256	0.167141	-0.024163	-0.010132
1262	2024-02-29	-0.071764	-0.036672	-0.341703	0.152286	-0.044812	-0.216892	0.020259	0.166467	0.035454	-0.002545
1263	2024-03-01	-0.070096	-0.028728	-0.298262	0.239090	-0.049172	-0.191117	0.027321	0.172433	0.078177	0.002033
1264	2024-03-02	-0.071140	-0.022889	-0.278714	0.282747	-0.052292	-0.163378	0.032106	0.177323	0.102714	0.001366
1265	2024-03-03	-0.073642	-0.018276	-0.272809	0.290320	-0.053928	-0.140937	0.034709	0.176553	0.112481	-0.002371

1266 rows × 11 columns

Рис. 5. Фрагмент результатів обчислення fMACDH

Джерело: розрахунки автора

	Date	Bitcoin	Ethereum	Tether	USD Coin	BNB	XRP	Binance USD	Cardano	Solana	Dogecoin
0	2020-09-15	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1	2020-09-16	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
2	2020-09-17	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	2020-09-18	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	2020-09-19	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
...
1261	2024-02-28	-0.337375	0.982687	-0.647875	-0.038270	-0.439334	13.632299	-0.131696	-0.532221	0.203160	-0.169225
1262	2024-02-29	-0.332986	0.788252	-0.525366	-1.260030	-0.550846	6.717796	-0.258291	-0.567038	-0.418594	-0.040170
1263	2024-03-01	-0.337668	0.622594	-0.469817	-5.026033	-0.673352	4.414989	-0.382167	-0.640928	-1.459503	0.030850
1264	2024-03-02	-0.358981	0.496692	-0.457071	29.449856	-0.805371	3.277984	-0.493295	-0.725468	-3.609557	0.020775
1265	2024-03-03	-0.392303	0.396765	-0.471472	5.844086	-0.940002	2.506104	-0.583897	-0.792637	-11.824721	-0.037296

1266 rows × 11 columns

Рис. 6. Фрагмент результатів обчислення fMACDH%

Джерело: розрахунки автора

Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра

№	Етапи роботи	Терміни виконання	Відмітка керівника про виконання
1	Розробка та затвердження завдання кваліфікаційної роботи бакалавра	До 22 листопада 2023 року	
2	Ознайомлення з темою та формування цілей дослідження	До 10 січня 2024 року	
3	Збір та аналіз літератури	До 20 січня 2024 року	
4	Формування теоретичної бази дослідження	До 5 лютого 2024 року	
5	Визначення методології дослідження	До 17 лютого 2024 року	
6	Збір даних та підготовка вхідних даних	До 5 березня 2024 року	
7	Розробка моделі динамічного ребалансування портфелю	До 20 березня 2024 року	
8	Реалізація алгоритмів машинного навчання для прогнозування	До 3 квітня 2024 року	
9	Аналіз отриманих результатів	До 20 квітня 2024 року	
10	Написання основних розділів роботи	До 15 травня 2024 року	
11	Редагування та доопрацювання тексту роботи	До 30 травня 2024 року	
12	Подання роботи на попередній захист	До 3 червня 2024 року	

Науковий керівник: Кравець Тетяна Вікторівна

Студент: Проценко Вадим Сергійович

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента 4 курсу спеціальності 051 «Економіка», ОПІ «Економічна кібернетика»

Проценка Вадима Сергійовича

1. Тема роботи: Динамічне ребалансування портфеля криптовалют на основі прогнозованих технічних індикаторів методами машинного навчання
2. Термін завершення роботи: 30 травня 2024 року
3. Попередній захист роботи: 3 червня 2024 року
4. Об'єкт дослідження: криптовалютні ринки
5. Предмет дослідження: стратегії оптимізації портфелю криптовалют з використанням технічного аналізу та алгоритмів машинного навчання
6. Мета дослідження: дослідження динамічної оптимізації портфелю криптоактивів з елементами прогнозування
7. Завдання дослідження:
 - 7.1. Дослідити та описати характеристики криптовалют як інвестиційних активів.
 - 7.2. Проаналізувати ринки криптовалют, їх характеристики та фактори впливу.
 - 7.3. Вивчити особливості інвестування в криптовалюти.
 - 7.4. Дослідити теорію портфелю Гарі Марковіца.
 - 7.5. Проаналізувати методи динамічної оптимізації портфелю та технічного аналізу.
 - 7.6. Вивчити застосування машинного навчання у прогнозуванні даних.
 - 7.7. Розробити власну модель динамічної оптимізації портфелю.
 - 7.8. Провести оцінку якості розробленої моделі.

Науковий керівник: кандидат фізико-математичних наук, доцент Кравець Тетяна Вікторівна

Студент: Проценка Вадим Сергійович

Затверджено на засіданні кафедри економічної кібернетики

протокол № 4 від 22.11.2023 р.