

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Штучного інтелекту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Інформаційна система для торгівлі акціями та криптовалютами з
використанням інтелектуального аналізу ринкових даних
(тема)

Виконав:
здобувач четвертого року навчання,
групи ІТШІ-21-2

Євген Джура
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
Освітня програма Штучний інтелект
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Марина Кудрявцева
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ _____
(підпис)

Олег ЗОЛОТУХІН
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____

Кафедра _____ Штучного інтелекту _____

Рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____

Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-професійна _____

Освітня програма _____ Штучний інтелект _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« _____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Джурі Євгену Сергійовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Інформаційна система для торгівлі акціями та криптовалютами з використанням інтелектуального аналізу ринкових даних

затверджена наказом університету від 19 травня 2025 р. № 378Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 25 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові статті, офіційна технічна документація, Інтернет ресурси, АРІ криптобіржі, дані ринкових торгів для тренування і тестування

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Аналіз предметної галузі _____

2) Постановка задачі _____

3) Теоретичні дослідження _____

4) Практична реалізація _____

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 99 с., 39 рис., 1 табл., 4 дод., 24 джерела.

АВТОМАТИЗОВАНА ТОРГІВЛЯ, АКЦІЇ, ІНДИКАТОРИ, КРИПТОВАЛЮТИ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН, РИЗИК-МЕНЕДЖМЕНТ, РИНКОВІ ДАНІ, ТЕХНІЧНИЙ АНАЛІЗ, ТЕХНІЧНІ ІНДИКАТОРИ, ТОРГОВА СТРАТЕГІЯ, ТОРГОВІ СИГНАЛИ.

Об'єкт дослідження – ринкові дані акцій і криптовалют, що підлягають автоматизованому аналізу та використанню для ухвалення торгових рішень.

Предмет дослідження – методи технічного аналізу та машинного навчання (LSTM, XGBoost), інтегровані у веб-орієнтовану торгову систему для формування та виконання ордерів із контрольованим ризиком.

Мета роботи – розробити інформаційну систему, що поєднує алгоритмічні правила технічного аналізу з прогнозами від моделей машинного навчання, що автоматично генерує торгові сигнали та забезпечує їх виконання з дотриманням заданих обмежень ризику.

Методи дослідження – аналіз наукових джерел з алгоритмічного трейдингу й обробки часових рядів; проектування архітектури Pythonплатформи; реалізація модулів збору котирувань через API Binance та Alpaca; формалізація rule-based логік; навчання й тестування моделей LSTM/XGBoost; backtesting на історичних даних.

Результати – створено інформаційну систему, що в реальному часі обробляє потоки котирувань, обчислює індикатори, прогнозує напрям руху ціни та автоматично розміщує ордери. Тестування на парах BTC/USDT і акціях NVDA показало стабільне зростання капіталу при максимальній просадці < 10 %. Система може адаптуватися до інших активів і масштабуватися для промислових торгових середовищ.

ABSTRACT

Bachelor's thesis contains: 99 pp., 39 fig., 1 tabl., 4 ann., 24 references.

AUTOMATED TRADING, CRYPTOCURRENCIES, INDICATORS, MACHINE LEARNING, MARKET DATA, PRICE FORECASTING, RISK MANAGEMENT, STOCKS, TECHNICAL ANALYSIS, TECHNICAL INDICATORS, TRADING SIGNALS, TRADING STRATEGY.

Object of research – market data for stocks and cryptocurrencies that are subject to automated analysis and used to make trading decisions.

Subject of research – technical-analysis and machine-learning methods (LSTM, XGBoost) integrated into a web-oriented trading system for generating and executing orders under controlled risk.

Aim of the work – to develop an information system that combines algorithmic technical-analysis rules with forecasts from machine-learning models, automatically generates trading signals, and executes them while respecting pre defined risk limits.

Research methods – analysis of academic sources on algorithmic trading and time-series processing; design of a Python-based system architecture; implementation of quote-collection modules via the Binance and Alpaca APIs; formalization of rule-based logic; training and testing of LSTM/XGBoost models; backtesting on historical data.

Results – an information system has been created that processes real-time quotes, computes indicators, predicts price direction, and automatically places orders. Tests on the BTC/USDT pair and NVDA stock showed steady capital growth with a maximum drawdown of less than 10 %. The system can be adapted to other assets and scaled for industrial trading environments.

ЗМІСТ

| | |
|--|----|
| Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів | 8 |
| Вступ..... | 10 |
| 1 Аналіз предметної галузі..... | 12 |
| 1.1 Автоматизована торгівля: поняття та особливості | 12 |
| 1.2 Порівняння автоматизованої торгівлі з людською торгівлею..... | 13 |
| 1.3 Алгоритмічна торгівля як тип автоматизованих рішень | 15 |
| 1.4 Роль ринкових даних у торгівлі..... | 16 |
| 1.5 Застосування штучного інтелекту у фінансовому аналізі | 17 |
| 1.6 Особливості роботи фондового та криптовалютного ринків..... | 19 |
| 1.7 Теорія управління ризиками в автоматизованих системах | 21 |
| 2 Постановка задачі | 25 |
| 2.1 Визначення вимог до функціоналу інформаційної системи | 25 |
| 2.2 Функціональні та нефункціональні вимоги до інформаційної системи | 26 |
| 2.3 Формалізація та концепція ІС | 27 |
| 3 Теоретичні дослідження | 29 |
| 3.1 Дослідження формування ціни акцій та криптоактивів..... | 29 |
| 3.2 Технічні індикатори | 32 |
| 3.3 Аналіз стратегії..... | 43 |
| 3.4 Типи криптовалютних бірж. Оптимальний вибір біржі для реалізації | 46 |
| 4 Практична реалізація | 51 |
| 4.1 База даних | 51 |
| 4.1.1 Використання бази даних для торгових ботів | 51 |
| 4.1.2 Технічна реалізація | 52 |
| 4.2 Торгова стратегія..... | 54 |
| 4.2.1 Концепція..... | 54 |
| 4.2.2 Підбір оптимальної стратегії | 55 |

| | |
|--|----|
| 4.3 Підключення до бірж та отримання даних..... | 63 |
| 4.4. Торгові сигнали | 67 |
| 4.5 Візуальний інтерфейс інформаційної системи | 71 |
| Висновки | 74 |
| Перелік джерел посилання | 76 |
| Додаток А Бот для торгівлі криптовалютами | 79 |
| Додаток Б Бот для торгівлі акціями | 86 |
| Додаток В Візуальний інтерфейс | 95 |
| Додаток Г Відомість кваліфікаційної роботи..... | 99 |

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

AI – Artificial Intelligence – штучний інтелект;

API – Application Programming Interface – інтерфейс прикладного програмування;

ATR – Average True Range – середній справжній діапазон;

Backtesting – тестування торгової стратегії на історичних даних;

BTC – Bitcoin – криптовалюта;

CEX – Centralized Exchange – централізована біржа;

DEX – Decentralized Exchange – децентралізована біржа;

Drawdown – просідання капіталу або балансу стратегії;

Feature – ознака або вхідна змінна, що використовується моделлю для навчання;

LSTM – Long Short-Term Memory – модель нейронної мережі з довготривалою короткочасною пам'яттю;

MACD – Moving Average Convergence Divergence – індикатор східно-розбіжності ковзних середніх;

ML – Machine Learning – машинне навчання;

OHLCV – структура ринкових даних, що включає: Open (ціна відкриття), High (максимальна ціна), Low (мінімальна ціна), Close (ціна закриття), Volume (об'єм торгів);

Permutation Test – метод статистичної перевірки достовірності результатів;

RSI – Relative Strength Index – індекс відносної сили;

SMA – Simple Moving Average – проста ковзна середня;

Stop-loss – механізм обмеження збитків шляхом автоматичного закриття позиції;

TP – Take-profit – механізм автоматичної фіксації прибутку;

USDT, USDC – стейблкоїни, прив'язані до долара США;

VWAP (Volume Weighted Average Price) – середньозважена за об'ємом ціна;

XGBoost – алгоритм градієнтного бустінгу;

Волатильність – це статистичний показник, що характеризує ступінь коливання ціни фінансового активу протягом певного проміжку часу;

Ліквідність – здатність активу бути швидко проданим/купленим без значної зміни ціни спричиненою угодою.

ВСТУП

Сьогодні є часом найбільших можливостей за усю історію людства. Ніколи ще не було так легко отримати потрібну інформацію або зробити щось для чого ще 30 років тому треба було витратити багато часу і енергії. Але зі збільшенням можливостей також збільшується і конкуренція в усіх сферах, особливо це стосується фінансової сфери. Якщо раніше ти міг просто відкласти відсоток від своїх доходів і з роками це перетворилося б на велику суму за яку можна було б купити, наприклад, будинок, то зараз через велику інфляцію такий лінійний спосіб накопичення капіталу просто не працює, тому є потреба в тому щоб шукати більш експоненційні способи створення власного капіталу.

Одним з таких способів є торгівля активами. Це може бути що завгодно – акції компанії, золото, криптовалюти, або навіть какао. Але все ж таки найбільш популярними серед усього цього є акції і криптовалюти. Якщо ще 20 років тому торгівля акціями мала великий поріг входу, то зараз, з розвитком технологій, людина може почати займатися цим за лічені хвилини, що у свою чергу дає можливості для усіх, але якщо це використовувати неправильним шляхом, то єдине до чого це приведе – втрата власних коштів.

Треба зауважити, що правильність використання це поняття дуже розмите, тому для зрозумілості краще сказати, що під правильним шляхом мається на увазі найбільш ефективний шлях. З повною впевненістю можна сказати, що зараз під таке визначення підпадає автоматична торгівля. З розвитком суспільства найбільш складні задачі все більше і більше переходять до машин через відсутність людського фактору. Трейдинг не є виключенням – емпірично доказано, що жодна людина на довгій дистанції не зможе приносити такий постійний прибуток як автоматизована система. Згідно статистики, взятої зі статті 2024 року випуску, близько 90% трейдерів на довгій дистанції є не прибутковими [1].

Побачивши, наскільки людська торгівля є неефективною, оскільки близько 90 відсотків людей втрачають гроші незалежно від методу торгівлі, і тільки 10 відсотків залишаються прибутковими, застосування передових технологій для торгівлі стає невід'ємною частиною успіху у цій сфері. До найпередовіших технологій можна віднести штучний інтелект (ШІ) та машинне навчання (ML), які можуть допомогти обробляти великі обсяги ринкових даних, аналізувати їх в реальному часі, прогнозувати динаміку цін та здійснювати автоматизовані угоди. Такі системи здатні не лише покращити якість торгівлі, але й допомагають у головній меті – зменшення впливу людського фактору, підвищення точності рішень і оперативність реагування на зміни ринку.

Особливої актуальності набуває створення інформаційної системи, яка поєднує технічний аналіз (через індикатори типу RSI, MACD, VWAP та інші) із використанням моделей машинного навчання для прогнозування ціни активів та формування торгових сигналів.

У рамках цієї роботи поставлено завдання розробити інформаційну систему, яка автоматизує процес торгівлі акціями та криптовалютами, використовуючи інтелектуальний аналіз ринкових даних з використанням штучного інтелекту.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

1.1 Автоматизована торгівля: поняття та особливості

Автоматизована торгівля – це процес купівлі та продажу фінансових активів за допомогою програмних алгоритмів без прямої участі людини у цьому процесі. Вона використовується як на фондових біржах (акції, індекси, валюти), так і на криптовалютних платформах, таких як Binance, Coinbase тощо. Ринок це не кнопка «гроші», яку можна просто натиснути і отримати ці самі гроші, на ринках люди заробляють з того, що інші люди втрачають їх гроші. В умовах постійно зростаючої конкуренції зростає потреба у системах, які здатні ефективно аналізувати ці дані й приймати оптимальні торгові рішення для того щоб бути на крок спереду своїх конкурентів.

Основні методи торгівлі основані на двох типах аналізу – фундаментальному та технічному [2], [3]. Фундаментальний аналіз ставить на меті вивчення новин, фінансових звітів компаній, економічних показників та загального інформаційного фону, тобто, іншими словами, він оцінює ціну активу на основі об'єктивних факторів. Теоретично, це може здаватися раціональним та завжди правильним, але ринки є сутностями побудованими на емоціях, що у свою чергу робить їх ірраціональними у короткостроковій перспективі. Саме тому і існує другий тип аналізу – технічний – побудований на аналізі історичних цін та обсягів торгів за допомогою індикаторів, графіків і паттернів. Саме він і буде ключовим у рамках цього проекту, бо торгівля не дорівнює інвестуванню.

Фундаментальний аналіз створений для довгострокового інвестування, навіть якщо він може передбачити короткострокові рухи ринку це скоріш виключення аніж закономірність, тому ми будемо покладатися на технічний аналіз, що більш підходить до більш частотної спекулятивної торгівлі.

1.2 Порівняння автоматизованої торгівлі з людською торгівлею

Протягом десятиліть торгівля на фінансових ринках була виключно справою людей. Трейдери аналізували графіки, слідували за новинами, приймали рішення на основі свого досвіду, інтуїції та знань. Проте з розвитком комп'ютерних технологій усе більшої популярності набуває автоматизована торгівля, де замість людини рішення приймає програма.

Основна різниця між автоматизованою і людською торгівлею – у швидкості та об'єктивності. Людина обмежена в кількості інформації, яку може обробити за короткий час, тоді як алгоритми здатні аналізувати десятки індикаторів і новин одночасно та діяти за доли секунди. До того ж автоматизована система не піддається емоціям – страху, жадібності чи сумнівам, які часто заважають трейдерам приймати раціональні рішення. Автоматизована система не може мати поганого настрою, захворіти, або не мати сил аналізувати графік у день народження. Вона завжди діє згідно алгоритму і на неї можна розраховувати будь-коли та при будь-яких умовах.

Людська торгівля, водночас, має свої переваги. Людина краще орієнтується в неоднозначних ситуаціях, може враховувати контекст, який важко формалізувати, та може легше адаптуватися до нестандартних умов. Це виходить з того що загальна більшість учасників ринку такі ж самі люди, що дає у деяких ситуаціях перевагу у розумінні натовпу та його дій.

Отже, автоматизована торгівля не є повною заміною людської, але дозволяє зменшити вплив емоцій, підвищити швидкість реакції та охопити ширший обсяг даних. У багатьох сучасних стратегіях найкращі результати дає поєднання обох підходів – коли людина контролює й коригує роботу автоматизованої системи.

Научного консенсусу з цього питання також нема. Згідно дослідження 2021 року опублікованому в *Finance Research Letters*, де порівнюється ефективність фондів, керованих штучним інтелектом, та традиційних фондів, якими керують люди [4]. Автори дійшли висновку, що

AI-фонди демонструють вищу прибутковість, кращі навички відбору активів, нижчі витрати на транзакції та меншу поведінкову упередженість. Зокрема, AI-керовані портфелі виявились менш диверсифікованими, але ефективнішими, що дозволяє їм уникати типових помилок, таких як утримання збиткових позицій (disposition effect) [5]. Ця стаття є підтвердженням того, що було сказано вище про перевагу алгоритмічної торгівлі з ШІ.

Але на противагу їй є інша наукова стаття [6], яка показала, що у 2022 році, під час ведмежого ринку, AI-управляемі фонди зазнали збитків у розмірі -17.08% , тоді як фонди, керовані людьми, втратили -30.74% , що свідчить про кращу здатність AI до управління ризиками в несприятливих умовах. У 2023 році, коли ринок відновлювався, людські фонди показали $+31.82\%$, перевершивши AI-фонди з результатом $+22.42\%$. Аналогічно, у 2024 році людські фонди забезпечили $+24.44\%$ доходності, тоді як AI-фонди – лише $+11.07\%$.

Крім того, показник Дженсена, фінансова метрика, яка показує наскільки добре інвестиційний портфель (або стратегія) перевершує очікувану дохідність з урахуванням ризику, який він несе, підтверджує цю тенденцію: у 2022 році AI-фонди мали $+0.92$ відсотка, а людські – мінус 12.74 відсотка; у 2023 році навпаки: людські фонди досягли 7.82 відсотка прибутку, у той час як AI – мінус 1.58 відсотки; теж саме відбулося і у 2024 – фонди, що керувалися людьми показали значення 5.44 відсотки, проти мінус 7.93 у ШІ.

Загалом це підтверджує гіпотезу про ефективність автоматизованою торгівлі, але з тим, що вона має не ідеальні показники і саме тому вона є не повною заміною людської торгівлі. Але слід також не забувати, що у дослідженнях порівнювалася торгівля з людьми, які є найкращими у своїй сфері і котрі пройшли складний відбір до найбільших фондів світу. Якщо б порівняння проводилося зі звичайною середньостатистичною людиною, то перевага автоматизованої торгівлі була б значно більшою.

1.3 Алгоритмічна торгівля як тип автоматизованих рішень

Алгоритмічна торгівля – це метод ведення торгівлі, при якому рішення приймаються на основі заздалегідь визначених правил або моделей, реалізованих у програмному коді. Такий підхід дозволяє автоматизувати процеси аналізу ринку, формування сигналів і виконання угод, що значно зменшує вплив людського фактору.

Існує кілька типів підходів в алгоритмічній торгівлі: Rule-based strategies, data-driven підхід, AI-based підхід.

Rule-based стратегії – фіксовані логічні правила, які запускають дію (наприклад, «купити, якщо ціна перетинає SMA зверху вниз»). Такі стратегії прості у реалізації, але погано пристосовані до зміни ринкових умов. Навіть з самої теорії випливає, що вони доволі обмежені в ефективності, бо на ринку люди змагаються друг з другом і якщо є якісь дуже прості правила, то ними може торгувати кожен, а те що робить абсолютно кожен не може бути ефективним згідно теорії ринкових цін.

Data-driven підходи використовують статистичний аналіз даних, кластеризацію або регресію для пошуку закономірностей без чітко визначених наборів правил. Вони вже є більш гнучкими, але все ще не самонавчальні.

AI-based побудовні на основі ШІ, вони є адаптивними системами, які вчаться з історичних і поточних даних, моделюють майбутню поведінку ціни, враховують змінні фактори, зовнішні події та індивідуальні паттерни кожного активу. Результати сучасних досліджень підтверджують потенціал такого підходу. Наприклад, згідно зі статті 2023 року [7] удосконалені моделі глибокого навчання, зокрема Deep Q-Networks з використанням технік, таких як Prioritized Experience Replay та Dueling Networks, демонструють значне покращення в алгоритмічній торгівлі. Ці моделі забезпечують вищу дохідність і кращі показники ризик-доходності, що свідчить про ефективність застосування передових методів глибокого

навчання в автоматизованих торгових системах.

І останній можливий варіант це об'єднання цих підходів, для нівелювання недоліків друг друга. Саме такий варіант на мою думку буде показувати найбільшу результативність і саме він буде реалізований у рамках цієї роботи з наданням доказів його ефективності для саме наших цінних активів.

1.4 Роль ринкових даних у торгівлі

Основою коректної роботи автоматизованої системи є дані які ми їй даємо на вхід. Через це гарант правильності даних є найважливішою запорукою успіху проекту.

Наразі існує багато способів отримання даних про активи, але найбільш передовими є їх отримання через API бірж. Для ринку акцій це може бути або yahoofinance або Alpacas, для світу криптовалют лідером є Binance, бо у багатьох моделях та індикаторах використовуються об'єми торгів і саме Binance є лідером у цього показнику, бо обсяги торгів на цій біржі перевищують у 6 разів обсяги на другій за популярністю біржі у світі, тож задля об'єктивності результатів краще усього брати саме ці дані.

Дані завантажуються у вигляді структури OHLCV, що включає у себе ціну відкриття на певному таймфреймі, найвищу та найнижчу ціни, ціну закриття та обсяг торгів. Усе це використовується майже в усіх стратегіях, тому завантаження усієї цієї інформації є надзвичайно важливим для коректної роботи інтелектуальної системи. Приклад коректної структури продемонстрований на рисунку 1.1.

Штучний інтелект дедалі активніше використовується у фінансовій сфері, особливо в торгівлі цінними активами. Це пов'язано з тим, що ринки генерують величезну кількість даних щосекунди, і ефективно обробити їх у режимі реального часу людина просто фізично не в змозі.

| Date | Close/Last | Open | High | Low |
|-----------|------------|---------|---------|---------|
| 5/28/2025 | 5888.55 | 5925.54 | 5939.92 | 5881.88 |
| 5/27/2025 | 5921.54 | 5854.07 | 5924.33 | 5854.07 |
| 5/23/2025 | 5802.82 | 5781.89 | 5829.51 | 5767.41 |
| 5/22/2025 | 5842.01 | 5841.26 | 5878.08 | 5825.82 |
| 5/21/2025 | 5844.61 | 5910.18 | 5938.37 | 5830.91 |
| 5/20/2025 | 5940.46 | 5944.66 | 5953.06 | 5909.26 |
| 5/19/2025 | 5963.6 | 5902.88 | 5968.61 | 5895.69 |
| 5/16/2025 | 5958.38 | 5929.09 | 5958.62 | 5907.36 |
| 5/15/2025 | 5916.93 | 5869.82 | 5924.21 | 5865.16 |
| 5/14/2025 | 5892.58 | 5896.74 | 5906.55 | 5872.11 |
| 5/13/2025 | 5886.55 | 5854.15 | 5906.64 | 5845.02 |
| 5/12/2025 | 5844.19 | 5807.2 | 5845.37 | 5786.08 |

Рисунок 1.1 – Структура OHLCV

1.5 Застосування штучного інтелекту у фінансовому аналізі

У таких умовах системи на основі ШІ, зокрема машинного навчання, дають змогу автоматизувати процеси аналізу, прогнозування й прийняття комплексних рішень.

Основна роль штучного інтелекту в фінансовому аналізі – виявлення закономірностей у великих обсягах історичних і поточних ринкових даних. Наприклад, моделі машинного навчання можуть навчитися розпізнавати шаблони перед різкими змінами цін, коливаннями об'ємів торгів або нетиповою поведінкою активів. На відміну від класичних методів, ШІ не покладається лише на фіксовані формули чи правила – він адаптується до нових даних і знаходить приховані взаємозв'язки, які важко помітити людському оку, а іноді навіть неможливо.

Найчастіше у фінансовому аналізі використовуються такі методи штучного інтелекту: регресійні моделі – прогнозують майбутнє значення активу на основі числових показників (наприклад, ціни чи об'єму), класифікація визначає напрям ціни на певному проміжку часу. Нейронні

мережі, зокрема LSTM (довготривала короткочасна пам'ять) – особливо ефективні при роботі з часовими рядами, такими як історія цін. До прикладу, у статті від 2023 року [8], де робота охоплює різноманітні моделі (LSTM, CNN тощо) і стратегії оптимізації, демонструючи, як штучний інтелект покращує точність прогнозів і торговельні результати на фінансових ринках. Огляд підтверджує теоретичні положення про ефективність AI/ML, наводячи численні кількісні приклади підвищення прибутковості та покращення метрик ризику/доходності у порівнянні з традиційними методами.

Аналіз настроїв є напевно одним з найбільш популярних видів використання ШІ при створенні торговельних алгоритмів, він визначає емоційне забарвлення новин, твітів, форумів і на основі їх впливає на торгові сигнали. У нещодавньому дослідженні, де було зроблено оцінку впливу аналізу новинного настрою за допомогою великих мовних моделей (LLM) на результати торгівлі [9], згідно результатів, модель на базі GPT-3 (OPT) суттєво перевершила інші підходи, правильно прогнозуючи напрямок руху ринку в 74,4% випадків, а сформована на її основі довго-коротка стратегія досягла Sharpe-коефіцієнта 3,05 і прибутку +355% за період серпень 2021 – липень 2023 (після врахування витрат на операції), результати обох метрик є неймовірно чудовими, що у свою чергу доказує практичну корисність використання ШІ для роботи з фундаментальним аналізом. Крім прогнозування, ШІ також використовується для: формування торгових стратегій; оптимізації ризиків (наприклад, адаптивне встановлення стоп-лоссів); виявлення аномалій, що може свідчити про зломи, фейки або збої на біржі.

Важливо, що моделі ШІ потрібно не тільки створити, але й регулярно навчати на нових даних, інакше їх точність знижується. І хоча зниження може відсотково здаватися не дуже значним, але зниження навіть на пару відсотків неодмінно призводить до зменшення доходності або взагалі до втрати капіталу, оскільки моделі зі старими даними можуть бути

нечутливими до нових ринкових режимів, не виявляти актуальних патернів і поступатися не лише сучасним моделям ШІ, але й базовим rule-based алгоритмам, які реагують на останні зміни. Це особливо критично під час макроекономічних зрушень, криз або періодів високої волатильності. Але також з мінусів постійне перенавчання забирає дуже багато обчислювальних ресурсів, що може неодмінно призвести до проблем з оптимізацією, що теоретично може бути критичним для постійної роботи програми, тому при розробці логіки програми треба коректно обрати періодичність для ретренінгу, що буде балансувати між ефективністю торгового алгоритма та обчислювальними ресурсами необхідними на цей ретренінг.

1.6 Особливості роботи фондового та криптовалютного ринків

Ринок акцій також часто називається фондовим ринком. Він має деякі особливості, важливі у контексті нашої роботи. Першою з них є чіткий графік – понеділок-п'ятниця, з перервою на великі свята. Для нас це важливо, тому що ми можемо використовувати потужності торгового бота не увесь час, а по строго заданому графіку. Також ще однією важливою особливістю є наявність трьох видів торгів – премаркет, маркет, постмаркет. Більшість брокерів має обмеження на торгівлю тільки під час роботи маркету (13.30 UTC +0 – 20.30 UTC+0). Цей час є єдиним з доступних для нашого бота, він характеризується великою волатильністю та великим обсягом торгів.

Ринок криптовалют у свою чергу не має ніяких обмежень. Доступна цілодобова торгівля, без вихідних. Це, звісно, змусить приділити увагу безперебійній роботі торгової системи протягом усього часу.

І мабуть найважливішою відмінністю між фондовим і криптовалютними ринками є їх розмір, що фактично означає різну ліквідність [10]. Якщо на фондовому ринку усі ордера виконуються з

відносно великою швидкістю через достатню ліквідність, то на криптовалютному ринку з цим можуть бути проблеми, особливо не в дуже популярних парах, що може спричинити невиконання ордера, який потім буде «висіти» відкритим у системі і спрацює в неактуальний момент, тому критично важливим на криптовалютному боті є перевірка таких мертвих ордерів, бо вони можуть впливати на ефективність системи.

Іншою не менш важливою різницею є різна волатильність [11], вона є прямим наслідком різниці у ліквідності, оскільки на крипторинці менші суми можуть більше штовхати ціну. Це у свою чергу призводить до більших ризиків і більшої ціни помилки. Звісно через це успішні трейдери на крипторинці заробляють більше ніж такі ж по успішності трейдери на фондовому ринку, але це впливає на те, що частка неприбуткових трейдерів на ринку криптовалют значно вища. Підтвердження того, наскільки різниця між розмірами і волатильністю крипто ринку і ринку акцій значна, продемонстровані на рисунках 1.2, 1.3. Для демонстрації волатильності було обрано два найбільші активи на обох ринках, а саме BTC та SP500.

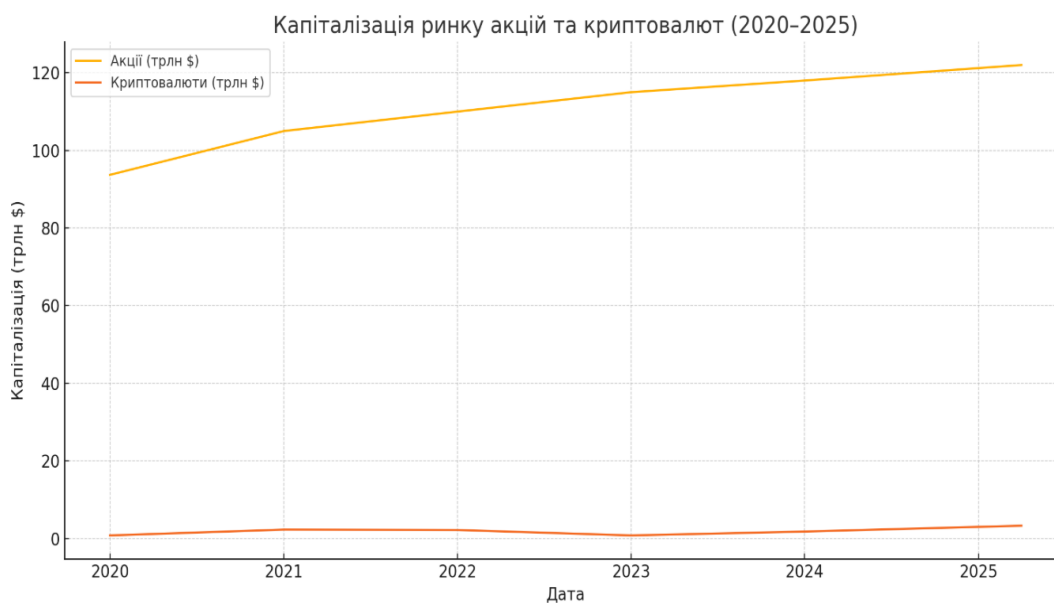


Рисунок 1.2 – Графік загальної капіталізації ринку криптовалют та акцій по рокам

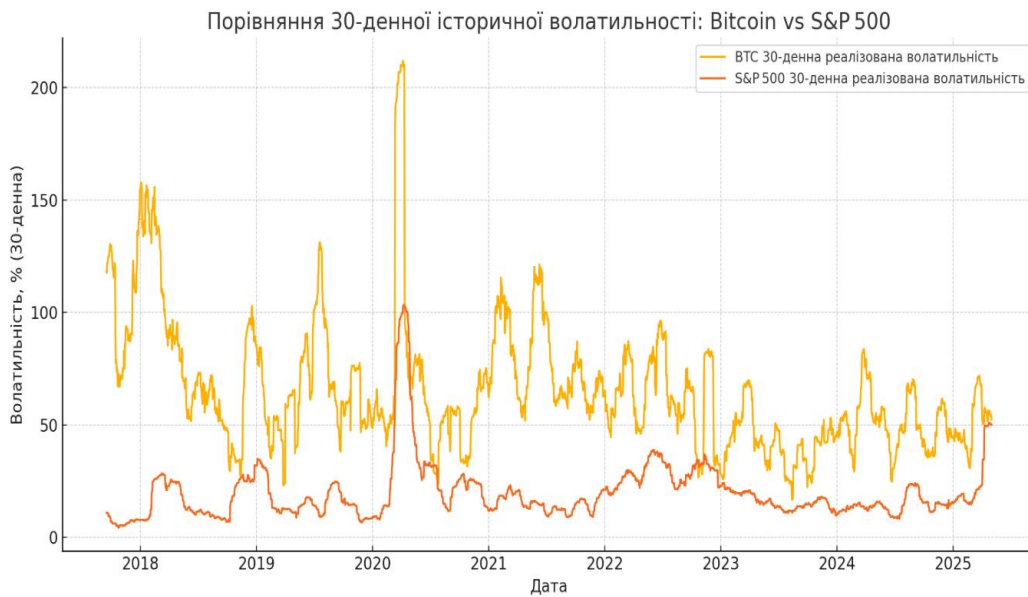


Рисунок 1.3 – Графік волатильності найпопулярніших активів на ринку акцій та криптовалют

1.7 Теорія управління ризиками в автоматизованих системах

Навіть найточніші торгові стратегії можуть призводити до збитків, якщо не реалізовано ефективного управління ризиками. Оскільки без цієї реалізації занадто багато віддається на одну угоду, що у реальності завжди буде призводити до збитків, бо за історію є багато прикладів, коли за один ціна активів падала настільки значно, що для тих хто вчасно не зміг продати у невеликий мінус, ці мінуса ставали невід’ємними. У сфері автоматизованої торгівлі існує низка ключових принципів, які дозволяють мінімізувати втрати та контролювати капітал. Серед основних методів управління ризиками: Stop-loss – встановлення обмеження на допустимий збиток по одній угоді. Якщо ціна досягає певного рівня, система автоматично закриває позицію. Take-profit – фіксація прибутку при досягненні визначеної цільової ціни. Position sizing – обчислення оптимального розміру позиції залежно від ризику та поточного капіталу. Наприклад, не більше 2% депозиту в одній угоді.

Варто пам'ятати, що налаштування цих параметрів напряду впливає на дохідність вашої стратегії. Чим більше ризику – більше потенційний прибуток, але все ж таки на довгій дистанції виграє більш збалансована стратегія. Стратегія вважається непоганою, якщо відсоток її виграшних угод більший за 50 відсотків, візьмемо до прикладу стратегію з 60 відсотками вінрейту. Якщо цей відсоток дорівнює 60, то відсоток на невдалу угоду буде дорівнювати 40, з чого випливає що ймовірність трьох програшних угод поспіль буде дорівнювати приблизно 6.4 відсоткам. Тобто, якщо ставити поріг втрат дуже високим, то з ймовірністю 6.4 відсотки ви втратите дуже значну долю вашого капіталу. Натомість, при обмеженні, умовно, в максимум 1% втрати від портфолію за угоду, вив втратите лише 3%, що є помітною втратою, але все ж таки не критичною. Це ще частково презентує нам один важливий параметр – «drawdown», що позначає максимальне просідання балансу від піку до мінімуму. Його обмеження дозволяє уникнути повної втрати капіталу при серії збиткових угод. Для його виявлення можна просто подивитися на криву доходності стратегії з часом. Стратегії з дуже великим drawdown не є бажаними, оскільки ставлять капітал під великий ризик. Також якщо стратегія дуже волатильна і просадки відбуваються на постійній основі це означає що стратегія не підлаштована до специфічних ринкових умов, що одразу робить стратегію не бажанною для використання, оскільки ми не можемо гарантувати на якій саме фазі ринку ми її запусимо.

Таким чином, надійна торгова система повинна не тільки генерувати сигнали, а й активно контролювати ризики, адаптуючи свої дії відповідно до мінливих умов ринку. Одна з найкращих методів контролю ризику продемонстрований на рисунку 1.4.

За найбільш прийняти правилами, розмір однієї позиції не повинен перевищувати 1.5 відсотки вашого капіталу, це звісно можна регулювати, але більші ризики – більші шанси втратити багато.



Рисунок 1.4 – Risk Management Pyramid

Стоп-лосс частіше за все ставлять у 2 рази менший ніж різниця між тейк-профітом і ціною входу, цей показник корегується від рівня ризику людини, але показники нижче не рекомендується ставити при вінрейті менше 60. Але слід пам'ятати, що ці параметри є повністю індивідуальними і також залежать від частоти виконання операцій, тому що якщо торгова угода здійснюється для тримання надійного активу на великому проміжку часу, то звісно півтора відсотки може буде недостатньо і це буде занадто велика диверсифікація. Також при маржинальній торгівлі часто плутають і думають, що ризик це відсоток капіталу помножити на плече, де якщо ти так ставиш 1.5 відсотка, то неважлива маржа, але це дуже велика помилка мислення, треба рахувати ризик як сума угоди помножити на кредитне плече, і саме це повинно дорівнювати одному-двом відсоткам.

Але взагалом більшість автоматичних торгових систем створюються для велико частотних угод, що повністю підпадає під визначення невеликого відсотка капіталу на одну угоду, через підвищений ризик такого типу операцій, оскільки при торговій стратегії, що не бере до уваги усі можливі сценарії розвитку на ринку активів, з більшою кількістю угод ризик на втрату капіталу збільшується дуже різко.

2 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

2.1 Визначення вимог до функціоналу інформаційної системи

Ця програма має за мету допомогти користувачам автоматизувати процес торгівлі фінансовими активами та покращити якість прийняття рішень за рахунок інтелектуального аналізу ринкових даних. Програма має бути зручною у використанні та відповідати вимогам наведеним нижче.

У програмі має буде реалізована можливість підключення до біржових платформ (наприклад, Binance або фондових API) для отримання ринкових даних у реальному часі. Для цього необхідно реалізувати модуль збору даних, що дозволяє працювати з API, а також переглядати й зберігати історичні котирування активів для подальшого їх використання в інтелектуальному аналізі.

Програма повинна мати реалізацію декількох технічних індикаторів (RSI, MACD, ковзні середні тощо), і має мати найкращі визначені пороги для формування сигналів купівлі/продажу, а також поєднувати їх із прогнозами моделей машинного навчання. Їх робота має проходити у синтезі, а не окремо, щоб хтось перетягував на себе більшу частину прийнятих рішень.

Програма повинна включати інтелектуальний модуль, заснований на алгоритмах машинного навчання. Цей модуль повинен вміти прогнозувати зміну вартості активів або ймовірність зростання/падіння ціни, а також адаптуватися до нових даних. Використані моделі повинні бути ефективними саме для торгівлі обраними нами активами.

Програма повинна підтримувати режим автоматичної торгівлі, за якого система самостійно формує і виконує угоди на основі заданої стратегії. При цьому необхідно реалізувати захист від помилок, обмеження на обсяги торгів, має бути реалізована система захисту від великих збитків за допомоги реалізації stop-loss, що буде гарантувати певний зазначений

рівень ризику для угоди. Отже, функціонал програми має відповідати вищезазначеним вимогам для того щоб забезпечити користувачам максимальну ефективність в торгівлі, зменшення впливу людського фактору та використати можливості інтелектуального аналізу ринку для прийняття об'єктивних і, найголовніше, ефективних рішень.

2.2 Функціональні та нефункціональні вимоги до інформаційної системи

До функціональних вимог проекту відносяться:

- аналіз наявних систем автоматизованої торгівлі;
- розробка логіки індикаторів (RSI, MACD, SMA та інші);
- інтеграція з API бірж Binance, HyperLiquid та Alpaca;
- побудова модуля машинного навчання;
- формування торгових сигналів;
- аналіз ризиків та ефективності торгівлі;
- моніторинг і візуалізація (веб-панель із PnL, балансами, активними угодами);
- виконання торгових операцій;
- тестування стратегії на історичних даних.

Також важливо зауважити нефункціональні вимоги, які потребуються для комфортного використання проекту:

- продуктивність – середній час обробки одного торгового сигналу (від отримання котирування до запису ордера в БД) $\leq 0,5$ с;
- портативність – скрипти мають працювати на Windows 10+ та Ubuntu 20.04+ без зміни коду (`pip install -r requirements.txt`);
- інтеграція з API бірж Binance, HyperLiquid та Alpaca;
- просте розгортання, уся система встановлюється однією командою `make install` та запускається `python main.py`;

– збереження даних – БД SQLite не повинна пошкоджуватися при аварійному вимкненні; резервна копія файлу .db створюється скриптом backup.py не рідше ніж 1 раз на добу;

– читабельність коду – стиль PEP 8, лінтер flake8 без критичних помилок (E-, F-, W--) на момент коміт.

2.3 Формалізація та концепція ІС

У цьому підрозділі описано, яким чином інформаційна система (ІС) виконає вимоги, сформульовані у пп. 2.1–2.2, і показано, як обрані рішення узгоджуються з відомими підходами з літератури. Модель складається з трьох взаємопов'язаних блоків, адаптованих під фактичну архітектуру нашого дипломного проєкту.

Перший блок – збір даних. Потік ринкових котирувань надходить у режимі tick-by-tick через WebSocket-API біржі Binance й одразу кешується в оперативній пам'яті сервісу. Одночасно дані записуються в таблицю trades реляційної БД (PostgreSQL). Асинхронний підхід до приймання даних довів свою відмовостійкість у системах вибору поведінкових патернів для автономних агентів [12].

Другий блок – аналітичний. У реальному часі розраховуються технічні індикатори і запускаються моделі машинного навчання, які прогнозують напрям і величину цінового руху. Подібний ML-підхід використовували для online-прогнозування кліматичних параметрів в IoT-мережах і для інтелектуального аналізу медичних процесів [13], [14].

Третій блок – управління торгами. Прогноз перетворюється на рішення «купити», «продати» або «утримати» з урахуванням фільтру ймовірності та правил ризик-менеджменту. Автоматично виставляються stop-loss і take-profit відповідно до обраного користувачем рівня ризику. Усі угоди та параметри стратегії зберігаються в БД, структура якої синтезована за принципами семантичної інтеграції схем [15].

Як тільки надходить новий tick, аналітичний модуль формує прогноз, цей прогноз отримується на основі технічних індикаторів, нейронної мережі, моделі машинного навчання – після голосування цих компонент генерується торговий сигнал; Risk Manager перевіряє ордер і надсилає його на біржу. Повний шлях «дані → ордер» триває $\approx 0,5$ с. Для криптовалютного ринку дані про ціни можуть і повинні аналізуватися цілий день, тобто 24 години у будь-який день протягом тижня, бо нема обмежень на час роботи крипто ринку. Для ринку акцій звісно можна це робити таким же чином, але це буде неефективно з точки зору кількості задіяних ресурсів, бо хоча номінально фондовий ринок працює 24 години в усі дні, окрім вихідних, но на справді є обмеження.

Основний час проведення торгів – 13.30 UTC+0- 20.00 UTC+0, в інший час торги також проводяться, але з меншою ліквідністю, що може негативно сказатися на тому як працює бот, бо для генерації сигналу він використовує дані про об'єм, а менша ліквідність – менший об'єм. Але головне чому налаштування бота на роботу 24 години на добу не є ефективним – у інший час, окрім основних торгів, нема гарного безкоштовного API для отримання даних про ціну активів і для отримання цих даних треба буде платити близько 100 доларів на місяць, що додає занадто багато затрат для виконання такого функціоналу. Звісно це не дасть змогу боту торгувати при звітах компаній, що є дуже гарним періодом волатильності, але такі звіти з'являються раз на три місяці-пів року, а в інший час торги у ці часові періоди не є критично необхідними.

Модульність дозволяє окремо вдосконалювати кожний блок, що у свою чергу допомагає масштабуванню проєкта; забезпечення логування всіх етапів, що спрощує аудит і налагодження системи. Детальну реалізацію цих компонентів наведено в розділі 4.

3 ТЕОРЕТИЧНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

3.1 Дослідження формування ціни акцій та криптоактивів

Для розуміння того як розроблять прибуткових ботів прийдеться дізнатися, що ж означає таке звичне для нашого життя поняття, як «ціна», але вже в контексті криптовалюти та акцій. Ціна – це та сума, за яку прямо зараз хтось готовий купити або продати одиницю активу: одну акцію або один токен (наприклад, Bitcoin, Ethereum тощо). Вона постійно змінюється, бо змінюється настрої учасників ринку. Ціна одного активу прив'язується до якогось іншого активу. На прикладі акцій прив'язка йде до світових валют (євро, доллар і т.д), в криптовалютах найбільші торги відбуваються з прив'язкою до стейблкоїнів [16]. Стейблкоїни у свою чергу це токени прив'язані до світових валют, які гарантують що один токен дорівнює фіксованій кількості якоїсь світової валюти. У цьому проекті торгівля буде відбуватися з USDT або USDC, на даний момент це найбільші гаранті у світі криптовалют з стейблкоїнів, бо якщо обирати щось менш популярне, то великі шанси на те, що у якийсь момент може відбутися значна різниця між курсом реального долара і стейблкоїна. Така ситуація відбулась у березні 2025 року, коли у моменті стейблкоїн FDUSD втратив більше десяти відсотків своєї вартості за короткий час і усі люди які торгували з прив'язкою до нього втратили свої гроші, бо ціна актива яким вони торгували насправді не змінилася, а ціна актива прив'язки змінилася, що і призвело до значних втрат [17].

На біржі завжди є бажаючі купити (вони ставлять ціну, яку готові заплатити) і ті, хто хоче продати (вказують, за скільки віддадуть). Коли ціна покупки й продажу збігаються – угода відбувається, і саме вона стає «поточним курсом». Так можна охарактеризувати те яким саме чином формується ціна. У криптовалютах є публічна інформація про бажаючих купити і продати у кожен момент часу, в той час як на фондовому ринку за таку інформацію прийдеться платити або вона буде йти з великою

затримкою, тому є сенс не орієнтуватися на це при створенні торгового бота, оскільки ціна буде реагувати на їх скоріше ніж потрібні дані надійдуть до нас. Тому у нас основна увага буде наділена торговим індикаторам, що орієнтуються виключно на ціну, а не на те чому ціна виявилась такою в зазначений проміжок часу. Приклад публічної інформації про бажаних купити та продати актив показаний на рисунку 3.1.

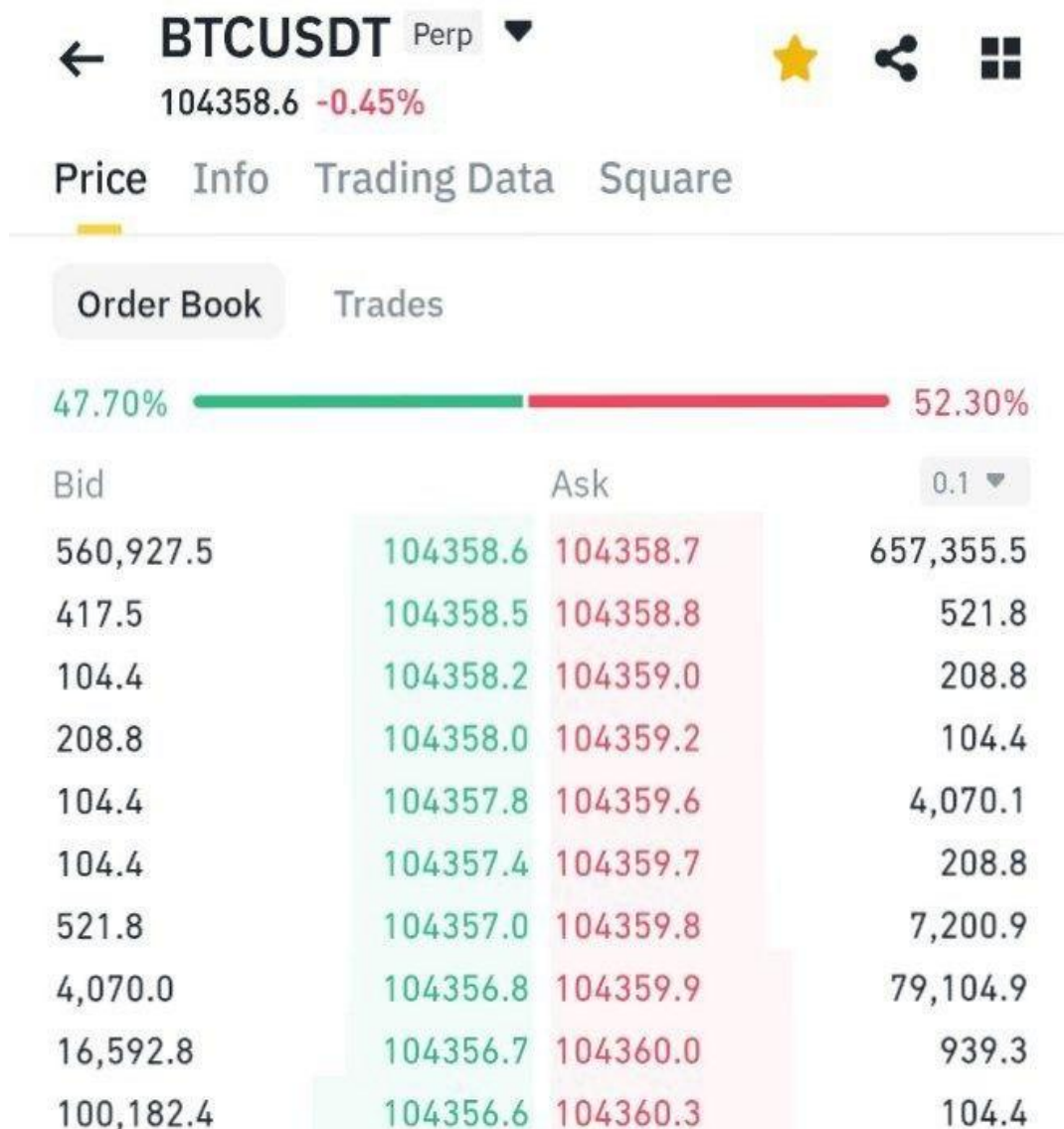


Рисунок 3.1 – Книга ордерів на пару BTC/USDT

Також важливо пояснити концептуальну різницю між торгівлею акціями і криптовалютами, вона виходить з самих понять. Акція – це

частинка компанії. Її ціна залежить від того, як працює компанія, який у неї прибуток, чи зростає її бізнес, і що думають інвестори про її майбутнє. Криптовалюта – це цифровий актив, який не прив'язаний до прибутку компанії. Його ціна більше залежить від попиту, новин, настроїв на ринку, регулювання, а ще – від таких подій як халвінг (у Bitcoin), апдейти мережі або великі угоди. Тобто, акції більш підкріплені до реального світу, у той час як криптовалюти відносяться до спекулятивних активів, їх ціна більше залежить від попиту і пропозиції. Якщо всі хочуть купити – ціна росте, якщо ж всі хочуть продати – падає.

Важливо зазначити, що новини, один твіт або заява можуть сильно змінити настрої на ринку і на попит та пропозицію. Макроекономіка, ставка ФРС, інфляція, безробіття – усе це впливає як на акції, так і на крипту. Але при побудові автоматизованої системи торгівлі треба пам'ятати, що цим також займаються великі корпорації з сотнями найкращими спеціалістами і технологіями, тому у них буде велика перевага над вами. Згідно з мого теоретичного аналізу, немає потреби у побудові власноруч алгоритмів спрямованих на це, бо ці великі корпорації отримують усю інформацію раніше за вас і саме вони провокують зміну ціни, тому краще орієнтуватися на саме цій зміні ціни, бо на момент коли до вас надійде ця інформація з великою ймовірністю ціна вже відреагувала на це. Новини і важливі дати можна використовувати при побудові бота, наприклад у моменти таких новин, що провокують підвищену волатильність, можна ставити менші ризики та меншу кількість угод, це допоможе зберегти капітал від великої втрати за короткий проміжок часу, але сама повна орієнтація з залученням великої кількості ресурсів програми скоріш за все ні до чого не призведе.

У підсумку, ціна – це не «внутрішня вартість» активу, а лише те, за скільки прямо зараз готові продати й купити. Вона часто реагує емоційно, а не логічно. Але саме ціна показує «температуру» ринку – холодно, гаряче чи щось посередині [18]. І саме на цій «температурі» і робляться найбільші прибутки, бо її найскладніше аналізувати, а там де найскладніший аналіз,

найбільше людей без достатньої підготовки втрачають гроші і ці гроші переходять до людей які здібні були достатньо точно проаналізувати ситуацію.

І хоча ми визначили, що при створенні цього додатка ми будемо виходити з поняття, що ціна – рівновага вартості за яку люди готові продати і купити деякий актив у деякому проміжку часу, але все ж таки для повноцінного управління ризиками треба знати і інші фактори, які можуть бути корисними у аналізі, саме ці фактори від котрих залежить, або формується, ціна показані у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Структурні особливості цінових моделей акцій і криптовалюти

| Параметр | Акції | Криптовалюта |
|----------------------------|----------------------------------|--|
| Підгрунтя цінності | Частка в бізнесі | Цифровий актив |
| Найбільший вплив від новин | Звітність, прибутки | Настрої, думка популярних людей, регуляція |
| Прив'язка ціни | До валют (USD, EUR) | До стейблкоїнів (USDT, USDC) |
| Вплив емоцій | Помірно сильний | Дуже сильний |
| Прозорість | Часткова, більшість даних платна | Повна |

3.2 Технічні індикатори

У рамках цього проєкту для побудови автоматизованої системи торгівлі будуть використовуватися деякі технічні індикатори [19] і моделі машинного навчання. Індикатори будуть слугувати як features для моделей, вони будуть на різних додаватися до моделей на різних часових проміжках для більшої ефективності. Далі будуть розглянуті моделі та індикатори серед

яких буде робитися вибір для майбутньої реалізація.

Першим з індикаторів буде ATR. ATR – це простий «термометр» ринку. Він рахує, скільки цінових пунктів актив у середньому проходить за вибраний період (зазвичай це 14 свічок). Він потрібен щоб розуміти, наскільки день/година «нервові»; вибирати адекватний стоп-лосс і тейк-профіт: чим більший ATR, тим ширші рамки. Працює краще за все коли треба оцінити ризик угоди або швидко відфільтрувати занадто тихі ринки, де спред може з'їсти потенційний прибуток. Є неефективним на дуже малих тайм-фреймах (1–5 хв) значення стрибає від шуму, а на гепсах різко зростає й ламає стандартні правила.

Згідно аналізу для використання у цьому проекті його ефективніше буде використовувати на великих часових проміжках (1 година, 4 години, 1 день), оскільки вони нівелюють його недоліки, найкраще використання буде для налаштування ризиків вашої стратегії, а саме стоп-лосс.

Наступний індикатор, що використовується RSI – Relative Strength Index. RSI порівнює середню силу «биків» і «ведмедів» за останні 14 свічок, малюючи шкалу 0–100. Близьче до 70 – ринок перегрітий на покупку, до 30 – на продаж. Потреба у ньому стосується ситуацій коли треба ловити розвороти у боковику; виявляти дивергенції (ціна росте, а RSI вже котиться вниз).

Цей індикатор не погано відпрацьовує коли ринок ходить у каналі без сильного тренду: сигнал «вище 70 – падає вниз» часто спрацьовує як вхід у шорт і навпаки. Він підводить: на потужному тренді індикатор, бо у такому випадку ціна довгостроково може знаходитися вище 70 чи нижче 30, а угоди проти тренду виходять зі збитками. І ці значення не є константою, вони підходять для більшості активів, але для кожного все одно краще проводити оптимізацію для підбору найкращих параметрів. На рисунках 3.2, 3.3, 3.4 продемонстрована дохідність стратегії з цим індикатором.

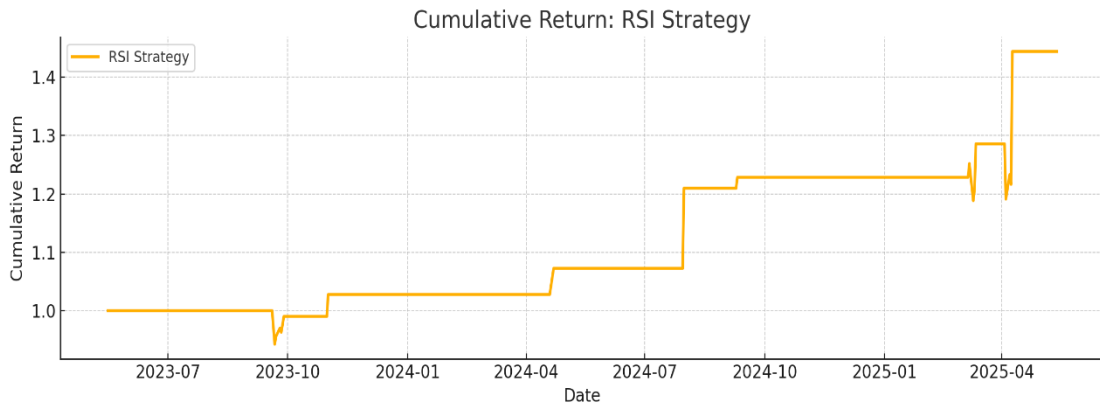


Рисунок 3.2 – Кумулятивна дохідність стратегії RSI на даних компанії NVIDIA на дневному таймфреймі



Рисунок 3.3 – Кумулятивна дохідність стратегії RSI на даних компанії NVIDIA на годинному таймфреймі



Рисунок 3.4 – Кумулятивна дохідність стратегії RSI на даних компанії NVIDIA на чотирох годинному таймфреймі

За результатами, дохідність менш за очікувано, просто купити і тримати було б вигідніше, але треба пам'ятати, що усі індикатори будуть працювати у синергії, тому не треба покладатися суцубо на результати одного індикатора, бо у кожного з них є сильні і слабкі сторони і задача гарного торгового бота, використовувати найкращий підбір усіх індикаторів, які будуть компенсувати один одного. З результатів можемо побачити цікаві закономірності, наприклад, на денному таймфреймі не було великого прибутку через малу кількість угоду; на годинному таймфреймі йде різка просадка після жовтня 2024 року, скоріш за все це спричинено приходом Трампа на пост президента Америки, що спричинило великий скачок ціни вгору, у свою чергу на годинному таймфреймі було забагато ложних сигналів через непомірно велике коливання ціни і це й сказалося на такій великій просадці портфеля.

Найкращим з усіх результат був на чотирьох годинному таймфреймі, де можна побачити цікаву закономірність – не було великої просадки як на годинному таймфреймі, це пов'язано з меншою кількістю сигналів, що дало гарний «фільтр» і до виконання доходили тільки найбільш точні сигнали. З цього можна зробити висновок, що на моменті найсильніших трендів гарніше за все на цьому індикаторі працює більш старші таймфрейми.

Наступним на розгляді буде індикатор MACD + Signal line. MACD – різниця між швидкою та повільною ковзними середніми [20]; лінія Signal – згладжена копія MACD. Перетин означає зміну темпу руху. Навіщо потрібен: бачити, коли імпульс набирає оберти або слабшає; крос-перетини часто беруть як точки входу/виходу.

Він корисний на середньому тайм-фреймі (4 год – день) допомагає вчасно увійти на щойно запущений тренд та, у найбільш ймовірний момент зміни тренду, вийти. На рисунках 3.5, 3.6, 3.7 продемонстрована його ефективність.

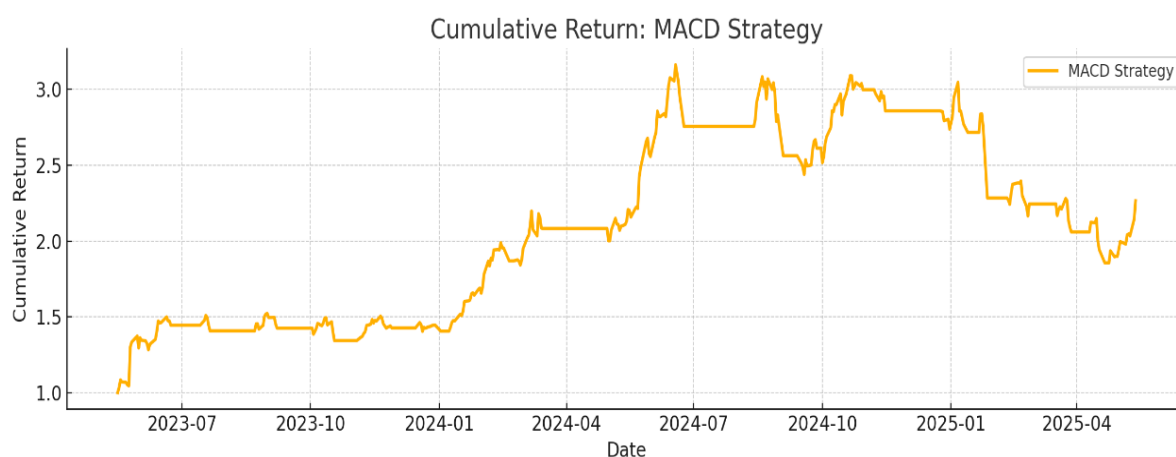


Рисунок 3.5 – Кумулятивна дохідність стратегії MACD + Signal line на даних компанії NVIDIA на денному таймфреймі

На денному таймфреймі можна побачити велику сезонність відпрацювання стратегії з цим індикатором, він показує гарну результативність, коли був великий тренд на ІІІ і ціна NVDA росла у дуже великих масштабах, а після того як тренд завершився, то і стратегія почала показувати малу прибутковість, але аналіз тільки на одному таймфреймі не є об'єктивним, тому пропонується розглянути і інші.



Рисунок 3.6 – Кумулятивна дохідність стратегії MACD + Signal line на даних компанії NVIDIA на годинному таймфреймі

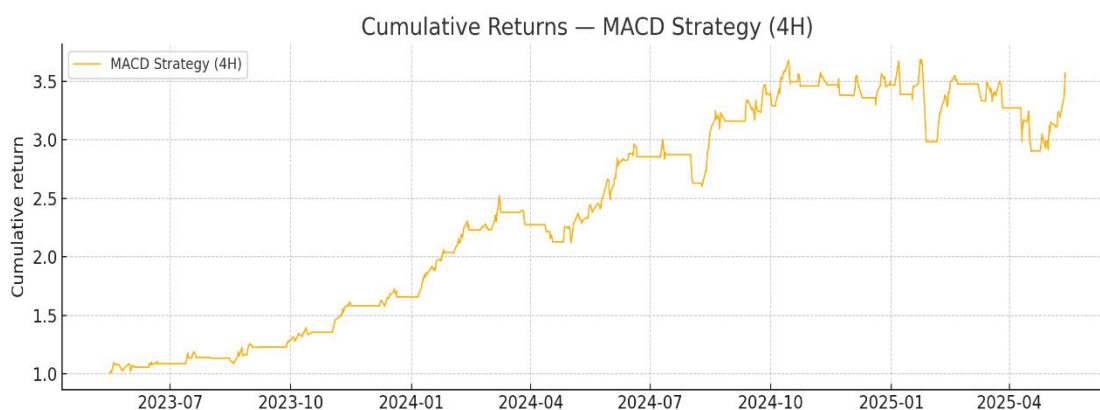


Рисунок 3.7 – Кумулятивна дохідність стратегії MACD + Signal line на даних компанії NVIDIA на чотирох годинному таймфреймі

MACD показав значно краще дохідність аніж RSI, результати можна, без коливань совісті, назвати доволі вражаючими, але все ж таки є деякі нюанси. У деяких ситуаціях стратегія показує занадто велике коливання прибутків у негативну сторону, що не є стабільними підходом у довгу, тобто видно що йому точно потрібні ще додаткові умови для компенсування цієї слабкої сторін. Також можна зазначити неоднозначну дохідність на денному таймфреймі і значно більші коливання аніж на молодших таймфреймах, у данному випадку точно можна визначити, що використання тільки одного старшого таймфрейму не буде являтися доцільним.

Наступний на розгляді індикатор MVAP, або синонімічна назва VWAP (volume-weighted average price) – денна справедлива ціна, у якій кожна угода зважена обсягом. Зазвичай професіонали міряють, чи вдалося купити або продати краще за VWAP; дрібні гравці дивляться, де ціна відносно VWAP, щоби зрозуміти баланс сил. Він на ліквідних акціях чи топ-крипті показує, де сидить найбільший попит та пропозиція: ціна часто повертається до VWAP, немов до магніту. Є неефективних на неліквідних або, наприклад, нічних сесіях, коли пару великих лотів зміщують середнє і викривлюють картину. Також за основу взяті базові таймфрейми для середньо строкової торгівлі – день, 4 години, година. І також великою

перевагою використання таких таймфреймів є те, що на них можна подивитися як стратегія відпрацьовує на різних фазах ринку за останні роки і ці дані дуже легко знайти, у той час коли інформація по усім свічкам, на 15 хвилинному таймфреймі, знаходиться набагато складніше.

На рисунках 3.8, 3.9, 3.10, за аналогію з минулими дослідженнями показана дохідність VWAP.



Рисунок 3.8 – Кумулятивна дохідність стратегії VWAP на даних компанії NVIDIA на денному таймфреймі



Рисунок 3.9 – Кумулятивна дохідність стратегії VWAP на даних компанії NVIDIA на годинному таймфреймі



Рисунок 3.10 – Кумулятивна дохідність стратегії VWAP на даних компанії NVIDIA на чотирох годинному таймфреймі

За результатами видно, що дохідність за торгівлею з цим індикатором є найкращою серед розглянутих. На годинних даних, аж 380 відсотків чистого прибутку. Важливо зазначити, що не просто цифри краще, а також і стабільність торгівлі, бо немає великих денних просядок. Дивлячись на отримані результати, можна припустити що він буде ефективним для нашої моделі.

Але також важливо зазначити, що ці дані включають неймовірно сильний тренд 2023-го року, пов'язаний з розвитком ШІ, головним бенефіціаром котрого була NVIDIA, тому доцільним буде розгляд результатів стратегій за останні пів року, де ціна стабілізувалася більш і йшла в обидва боки, тобто були частково і ведмежі і бичачі фази. Результати продемонстровані на рисунках 3.11, 3.12.

Результати демонструють підтвердження минулих проміжних висновків. Також видно, що найкращі за два роки індикатори по ефективності показали собі гірше за RSI, який за 2 роки має значно гіршу дохідність, що показує доцільність ідеї використання багатьох індикаторів, які будуть працювати у синтезі для кращого відпрацювання у різних фазах ринку.

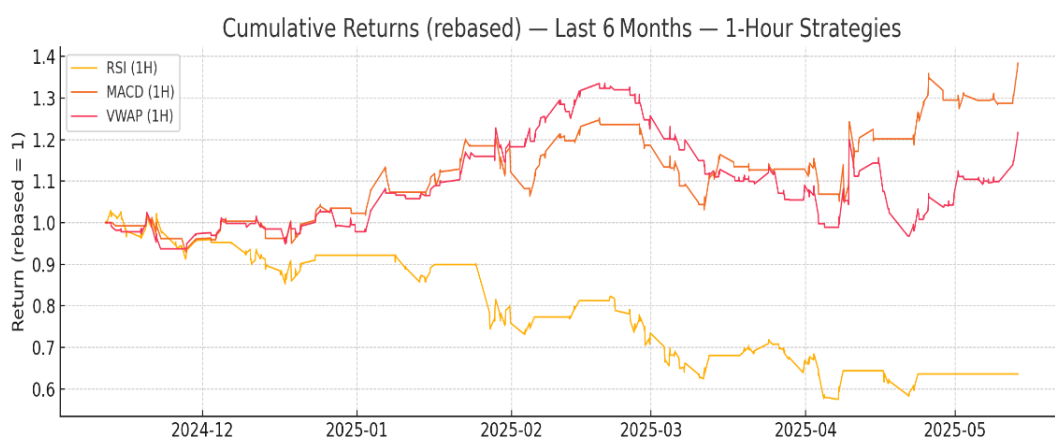


Рисунок 3.11 – Ефективність стратегій за останні пів року на годинних даних компанії NVIDIA

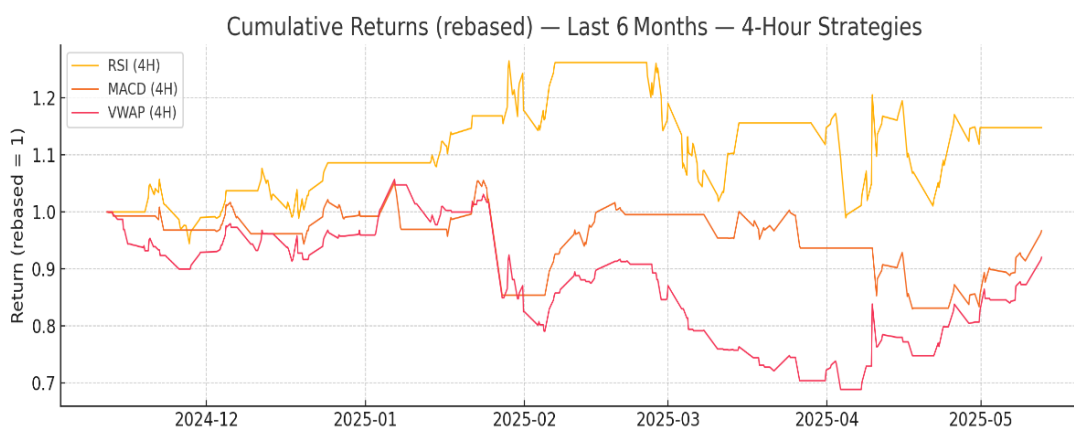


Рисунок 3.12 – Ефективність стратегій за останні пів року на чотирох годинному таймфреймі даних компанії NVIDIA

Далі буде доречним приділити увагу моделям машинного навчання і нейронним мережам, які допоможуть зробити прибуткову стратегію з використанням даних індикаторів розглянутих вище перша з них LSTM (Long Short-Term Memory), у 2024 було проведено дослідження з її використанням для прогнозування цін на в'єтнамському фондовому ринку [21]. Дослідження демонструє практичну ефективність LSTM для прогнозування динаміки фондового ринку. Модель LSTM, навчена на часових рядах цін і технічних індикаторах для акцій В'єтнаму, досягла

близько 93% точності прогнозування напрямку руху ціни, що є неймовірно потужним результатом. Взагалі, LSTM – це тип штучної нейронної мережі, яка спеціально створена для роботи з послідовностями. Її головна особливість – вміння пам'ятати важливі моменти з минулого, навіть якщо вони були десятки кроків назад. Це дає LSTM перевагу у задачах, де важливий контекст і зв'язок між подіями з часом. LSTM корисна для прогнозування фінансових рядів: ціни, обсягів, волатильності або навіть настроїв на ринку. Вона може сильно фокусуватися не тільки на останніх кількох значеннях, як це роблять класичні моделі, а повноцінно аналізувати довгу історію, що робить її більш ресурсозатратною, але в той час і ефективнішою. Наприклад, вона пам'ятає, як ринок реагував на попередні новини, котрі були тижні або навіть роки тому, і зможе зробити припущення, як поведе себе ціна зараз. Її часто використовують, щоб дати прогноз на 1–5 барів уперед або згенерувати імовірнісний профіль майбутніх рухів.

Переваги:

- добре працює на «нелінійних» ринках – коли поведінка складна і не вкладається у прості правила;
- може навчити одночасно кілька ознак: ціна, обсяг, індикатори, твіттер, он-чейн;
- вміє ловити повільні шаблони, які розгортаються через багато днів чи тижнів.

Недоліки:

- може легко перенавчитись, тобто підлаштуватися під минуле настільки сильно, що перестає бачити майбутнє;
- стає безпорадною, коли ринок змінює поведінку: наприклад, через пандемію, регулювання або шокову новин;
- вимагає чималих обчислювальних ресурсів і багато часу на підбір параметрів;

– її важче, ніж у інших нейронних мереж або моделей машинного навчання, інтерпретувати: важко сказати, чому саме вона зробила певне передбачення.

Також у проекті буде використовуватися модель машинного навчання XGBoost – це популярна модель з родини градієнтного бустінгу. По суті, це команда багатьох маленьких дерев рішень, кожне з яких по-своєму вчиться знаходити закономірності й виправляти помилки попередніх.

XGBoost використовується для задач класифікації («виросте / впаде»), а також регресії (оцінка рівня прибутку, ризику тощо). Особливо добре підходить, коли у вас є багато ознак – технічні індикатори, фундаментальні показники, сезонність, настрої чи щось інше. Він допомагає швидко перевірити, які з них реально важливі, а які є шумом.

Переваги:

- дуже швидкий і точний на табличних даних;
- може працювати з неповними даними – не боїться пропущених значень;
- добре поєднує різні типи даних: ціни, обсяги, твіти, новини, макростатистику;
- простий в інтерпретації: можна подивитися, які саме ознаки найбільше впливали на рішення.

Недоліки:

- сам по собі не бачить часу тому важливо вручну додавати затримки, змінні, що залежать від часу, ковзні середні тощо;
- чутливий до сильного перекосу даних, якщо переважає один клас (ринок більше росте, ніж падає), треба балансувати навчальний набір.

У підсумку, поєднання моделей LSTM та XGBoost – це вдала стратегія, бо вони доповнюють одна одну там, де кожна окремо має обмеження. LSTM добре працює з часовими рядами: вона бачить послідовність подій, пам'ятає, що було раніше, і може вловити складні, довгі залежності в цінових рухах. Наприклад, вона може врахувати, як на

ціну впливає зміна обсягу або повторення певних патернів через декілька днів. Але LSTM не завжди добре справляється з табличними, статичними ознаками, наприклад, індикаторами, що не залежать від часу, чи категоріальними змінними на кшталт типу токена, макроекономічної фази або дня тижня.

XGBoost, навпаки, чудово працює з великою кількістю ознак і вміє розпізнавати, які саме фактори мають найбільший вплив на майбутню поведінку активу. Він не вміє бачити часовий контекст, але може ефективно комбінувати технічні індикатори, макропоказники тощо. Тобто XGBoost – це логіка і структура, а LSTM про динаміку і час.

Якщо об'єднати ці підходи, можна отримати більш надійний і гнучкий прогноз, бо коли мова йде про реальні гроші це дуже самонадіяно розраховувати тільки на один з підходів, так само як тільки на один з індикаторів, тому їх комбінування точно зможе, при правильному підборі параметрів, повисити точність і теоретичну прибутковість торгової моделі.

3.3 Аналіз стратегії

Коли ми говоримо про стратегію для торгового бота постає питання про перевірку працездатності цієї стратегії. Логічним здається просто перевірити стратегію на даних минулих років, подивитися її прибутковість і якщо вона гарна, запустити бота з цією стратегією у дію. Але у реальному житті не все так просто.

Важливою ремаркою буде те, що результати за минулі часові проміжки не гарантують майбутньої дохідності, вони лише підвищують шанси реальної дохідності у майбутньому. Це так оскільки у ціну за минулі часові проміжки включаються десятки унікальних факторів, які можуть ніколи не з'явитися у майбутньому. До прикладу, Covid-19 вплинув дуже суттєво абсолютно на будь-який цінний актив у 2020 році, визвавши різке падіння, навіть теоретично складно уявити, що така ситуація повториться

колись-небудь, але в історії цін активів, на яких перевіряються стратегії, вона є і коли ми, наприклад, навчаємо модель машинного навчання то вона обробляє ці дані і дані того часу для визначення ціни у майбутньому. Тобто, якщо стратегія себе гарно показала у такому екстремальному випадку, то звісно наврядчи вона покаже себе також гарно на спокійному ринку, але така стратегія, може гарно проявити себе на якійсь екстремальній ситуації на ринку, наприклад тарифні війни чи щось, інше. Якщо екстраполювати це ширше, то такі унікальні ситуації, звісно частіше за все не такі ж значні, відбувалися і відбуваються кожного дня і суть бектестингу [22], тобто перевірки на історичних даних є у тому, щоб перевірити результати стратегії на сотнях моментів, де ціна формувалася в залежності від різних факторів, і припустити що деякі з цих факторів будуть впливати на ціноутворення у майбутньому, тим самим збільшуючи нашу вирогідність спроби передбачення майбутньої ціни за допомоги нашої стратегії.

Може постати питання «Чому не можна просто подивитися на дохідність і на основі цього сказати прибуткова стратегія чи ні?». По-перше, стратегія цього проекту включає модель машинного навчання і нейронну мережу, і через це можлива проблема оверфітінгу, де дані будуть показувати тисячі відсотки прибутків, а насправді модель просто перенавчилася і неправильно робить передбачення.

Друга проблема – волатильність стратегії, ми можемо перевіряти результати за півроку і нам покаже, умовне значення прибутковості X , але за день до цього воно могло бути на 20% вище або нижче, а за два дні – на 40% і так далі. Тобто, якщо зміна балансу є занадто швидкою, то скоріш за все, користувача це не буде влаштовувати, оскільки не має гарантії на завтра, усі люди люблять передбачуваність, а не американськи гірки, особливо коли це стосується їх власних фінансів. І також, важливим компонентом буде перегляд максимальної просадки портфеля, оскільки суто математично є логічним те, що ніхто не захоче брати до уваги стратегію, яка на перших етапах дасть тобі великі мінуса. З математичної

точки зори це виглядає доволі просто, якщо портфель опускається на 20 відсотків, то для виходу у нульові значення буде треба, що він виріс на 25 відсотків, коли просадка 50 відсотків – треба для повернення своїх вкладених грошей, щоб стратегія дала з цієї точки ріст портфеля у два рази. Також до цього додається і психологічний фактор, про який часто мовчать у статтях про технічну частину стратегії.

Цей психологічний фактор полягає у тому, що людина побачивши втрату великого відсотка вкладень, не буде довіряти стратегії, і ймовірніше прийме втрату, аніж буде сподіватися на «чудо».

Хоча це може здаватися і безглуздом, але саме так і працюють фінансові ринки – у довгу перспективу вони майже завжди є вигідними, але не усі готові чекати і, як вже було сказано, одні заробляють, коли інші втрачають. Як якимось казав Уорен Баффет, найкращий інвестор усіх часів і народів «Фондовий ринок – це механізм перерозподілу грошей від нетерплячих до терплячих.». Але звісно кожен хоче прибуток тут і зараз, а не через десять років, тому для нас найкращим варіантом буде вибір стратегії з мінімальними ризиками великих просядок.

Зі сказаного можна визначити, що для оптимальної стратегії потрібна не феноменально висока волатильність, невеликий рівень ризику пов'язаний зі значними просядками і при використанні передових методів автоматичного трейдингу, впевненість, що результати є правильними, а не залежними від перенавчання моделей.

З першими двома проблемами рішення приходить у голову майже одразу – побудова графіку, де на осі X буде час, і візуально одразу буде видно, яка у нас волатильність і максимальна просадка. А ось остання проблема потребує більш просунутих методів, найкращим з яким для цього проекту буде Permutation Test [23]. Приклад такого підходу можна побачити на рисунку 3.13.

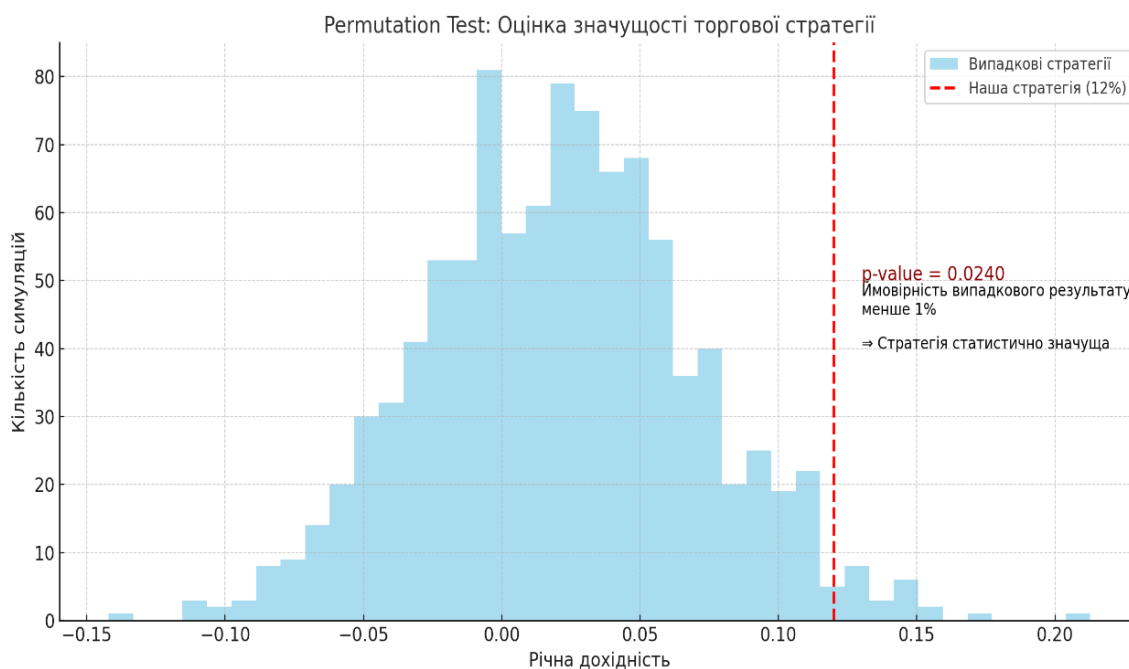


Рисунок 3.13 – Приклад використання Permutation Test з p-value

Його ідея полягає у тому, щоб перевірити дохідність стратегії на реальних даних, визначивши правила входу і виходу з угоди, потім перемішати реальні дані абсолютно випадковим чином і подивитися на результати дохідності цього симулякру. Далі ми просто порівнюємо, за допомогою p-value [24], наскільки різниця між результатами є статистично значимою.

3.4 Типи криптовалютних бірж. Оптимальний вибір біржі для реалізації

У криптовалютному світі є два основних види бірж: CEX та DEX.

CEX – це традиційна біржа, що управляється централізованою компанією або організацією. Для користування такою біржою треба створити акаунт, майже завжди з верифікацією КУС. Усі кошти зберігаються на рахунку біржі. Прикладом таких бірж є найбільш використовані біржі у світі: Binance, Coinbase, OKX, Bybit та інші.

Головною перевагою СЕХ бірж звісно є зручність використання та низький поріг входу для користувача, майже будь-хто не зі світу криптовалют може почати використовувати їх і зі всією доступною інформацією в інтернеті, буде не особливо складно розібратися у інтерфейсі та функціоналі таких сервісів. Але у житті треба за все платити, тож без мінусів не обійтись, головним з них є ризик того, що компанія або організація, що управляє цією біржою може бути недобросовісною, найкращою ілюстрацією цього є випадок з біржою FTX, на час скандалу вона входила до п'ятірки найпопулярніших криптобірж у світі. У листопаді 2022 року з'ясувалося, що компанія використовувала кошти користувачів для покриття збитків афілійованої фірми Alameda Research, замість того щоб зберігати їх окремо. Це викликало кризу ліквідності, масове виведення активів та зрештою банкрутство. В результаті мільярди доларів користувачів були втрачені, а сам засновник, Бенкман-Фрід, був засуджений за шахрайство. Цей випадок став найяскравішим прикладом того, наскільки ризикованим може бути зберігання коштів на централізованих біржах, навіть якщо вони здаються надійними. Хоча часткова виплата заморожених грошей з FTX відбулася у 2025 році, але ключовим словом тут буде – «часткова».

Противагою СЕХ біржам є DEX біржі. DEX біржа – це біржа, яка працює без посередників – нап'ямую між користувачами. Торгівля на таких платформах відбувається за допомогою смарт-контрактів у блокчейні. Тобто, для її використання вам потрібен тільки криптогаманець і все, це робить вас анонімним, що відповідає початковій ідеї криптовалюти, що з часом почала змиватися через більш регуляцію державами. Використання такого типу бірж буде гарантувати анонімність користувача, можливість користування з будь-якої країни, бо у деяких країнах СЕХ біржі заборонені і цей список індивідуальний для кожної країни. Найбільшим плюсом буде впевненість у майбутньому, бо такі біржі не регулюються державою і зміна законів ніяк не зможе повпливати на ваші майбутні плани.

Наприклад, у 2024 в Україні дані усіх транзакцій вище 3000 доларів почали автоматично передаватися у податкову службу, якщо мислити більш глобально, то DEX біржі, гарантують що жодна негативна зміна не буде впливати на вас ніяким чином. Також варто відзначити, що CEX-біржі можуть блокувати користувачів, навіть без пояснення причин, тому зберігання великих сум на них може мати великі ризики, цього у свою чергу немає на DEX-біржах.

DEX-біржі також мають низку суттєвих недоліків, які варто враховувати перед початком торгівлі. Насамперед, у багатьох DEX обмежена ліквідність, що ускладнює купівлю або продаж великих обсягів активів без значного впливу на ціну. Крім того, такі платформи часто мають складний інтерфейс, незрозумілий для новачків, адже вимагають знання роботи з гаманцями, смарт-контрактами та блокчейнами. Мабуть найбільшим недоліком також є те, що у випадку помилки або втрати доступу до гаманця, допомоги від техпідтримки не буде – відповідальність повністю на користувачеві.

Ця робота пропонує об'єднаний підхід – використання CEX і DEX бірж. Можливо з опису вище може здатися, що CEX-біржі взагалі не потрібні для торгових ботів через їх ризики, але у них є важливий плюс – найбільші об'єми торгів і найточніші дані про активи, що у свою чергу гарантує надання найбільш точних змінних для передбачення майбутнього ціноутворення.

З теоретичних матеріалів про CEX і DEX біржі було зроблено висновок, що найкращим методом реалізації буде обробка даних з біржі Binance, оскільки вона є з великим відривом найбільшою біржою у світі, це допомагає показати найточніші настрої гравців ринку, особливо важливим будуть об'єми торгів. На основі цих даних буде генеруватися торговий сигнал, який буде виконуватися вже на DEX-біржі. Таким чином, будуть використовуватися сильні сторони двох типів бірж і користувач отримає переваги CEX і DEX одночасно: найточніші дані для прогнозу майбутньої

ціни і цілковита анонімність з повною впевненістю, що незалежно від місця проживання у власника акаунту не буде ніяких проблем з законом і буде гарантія у безпечності володіння вкладених грошей. Важливість об'ємів для аналізу ціноутворення і чому це критично важливо для аналізу ціноутворення продемонстрована на рисунку 3.14. Також зростаюча популярність DEX-бірж буде показана на рисунку 3.15, на прикладі найпопулярнішої DEX-біржі – HyperLiquid.



Рисунок 3.14 – Вплив об'ємів торгів на ціноутворення



Рисунок 3.15 – Топ мереж по денним транзакціям за травень 2025

Як видно зі статистики, мережа HyperLiquid, а значить і сама платформа, стає дуже популярною і переганяє усіх своїх конкурентів у рази, навіть Solana, яка використовується для торгівлі мем-токенами, відстає у рази, а наприклад мережа BNB Chain, якою володіє найбільша криптобіржа у світі, яка має у володінні активи на мільярди доларів, Binance, має число транзакцій менше у десятки разів. Саме через це використання HyperLiquid додає актуальність і цінність для цього проекту. А її зв'язування з даними, які отримуються через CEX біржу збільшує актуальність в рази, оскільки слабкі сторони обох у даній реалізації будуть нівелюватися, що у висновку призведе до створення проектів, який буде містити у собі тільки найсильніші сторони від усіх можливих способів реалізації.

4 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ

4.1 База даних

4.1.1 Використання бази даних для торгових ботів

Для практичної реалізації торгових ботів було впроваджено локальну базу даних для збереження торгових операцій. База даних була реалізована за допомогою SQLite, що у свою чергу забезпечує простоту інтеграції, автономність і, найголовніше, вона не потребує окремого серверного середовища.

Перш за все, найголовнішою перевагою є коректне збереження даних, в незалежності від перезапуску скрипта. Хоча структурно для проекту такого типу не потрібна складна база даних і може здатися, що звичайного логування за допомогою запису у CSV файл буде достатньо, але саме база даних допоможе нам гарантувати правильність записаних даних, що призведе до стовідсоткового коректного подальшого аналізу даних і можливе масштабування проекту у майбутньому. Структуру нашої таблиці trades можна побачити на рисунку 4.1.

| trades | |
|---------------|--------------------------------------|
| id | INTEGER PRIMARY KEY AUTOINCREMENT |
| timestamp | TEXT NOT NULL |
| action | TEXT NOT NULL |
| side | TEXT NOT NULL |
| qty | REAL NOT NULL |
| price | REAL NOT NULL |
| pnl_pct | REAL |
| reason | TEXT |

Рисунок 4.1 – Структура таблиці trades

З рисунку 4.1 видно, що:

- id це унікальний ідентифікатор кожного запису, ціле число з автоінкрементом; використовується як первинний ключ;
- timestamp це мітка часу в форматі ISO 8601 (тип TEXT), що фіксує точний момент виконання торгової операції в часовому поясі UTC;
- action це текстове поле, яке вказує тип виконання відкритої угоди, усього може бути два варіанти: OPEN (відкриття позиції) або CLOSE (її закриття);
- side це напрям торгівлі, який може бути тільки або LONG (ставка на те що актив піде вгору), або SHORT (ставка на те, що ціна активу піде вниз);
- qty це кількість акцій або криптовалюти, що були куплена або продана; тип – дійсне число (REAL, аналог float);
- price це ціна виконання операції, тобто середня ціна покупки або продажу акцій у момент угоди (в доларах США);
- pnl_pct це відсоткове значення прибутку або збитку при закритті позиції; якщо запис стосується відкриття (OPEN), поле лишається порожнім;
- reason це причина відкриття або закриття позиції, може бути як сигнал, або тейк-профіт стоп-лосс.

4.1.2 Технічна реалізація

Як вже було сказано, що для реалізації структури бази даних було використано SQLite, що є легкою для реалізації вбудованою системою у Python, модуль sqlite3 входить до стандартних бібліотек у Python, керування базами даних, яка не потребує жодних зовнішніх підключень або налаштування сервера. Для повноцінної коректної роботи програми, нам треба бути завжди впевненим у наявності бази даних та логуванні угод у цю базу даних. Програмний код функцій на перевірку наявності бази даних та логування угод наданий у лістингу 4.1.

Лістинг 4.1 – Програмний код функцій логування та перевірки наявності бази даних

```

def ensure_db():
    conn = sqlite3.connect(DB_FILE)
    cur = conn.cursor()
    cur.execute("""
        CREATE TABLE IF NOT EXISTS trades (
            id INTEGER PRIMARY KEY AUTOINCREMENT,
            timestamp TEXT NOT NULL,
            action TEXT NOT NULL,
            side TEXT NOT NULL,
            qty REAL NOT NULL,
            price REAL NOT NULL,
            pnl_pct REAL,
            reason TEXT
        )
    """)
    conn.commit(); conn.close()

def log_trade(action, side, qty, price, pnl_pct, reason):
    conn = sqlite3.connect(DB_FILE)
    cur = conn.cursor()
    cur.execute("""
        INSERT INTO trades
        (timestamp, action, side, qty, price, pnl_pct,
reason)
        VALUES (?, ?, ?, ?, ?, ?, ?)
    """, (
datetime.utcnow().isoformat(timespec="seconds"),
        action, side, qty, price, pnl_pct, reason
    ))
    conn.commit(); conn.close()

```

4.2 Торгова стратегія

4.2.1 Концепція

Стратегія, реалізована у проекті, буде не занадто високочастотною, у неї будуть використовуватися тільки годинний, чотирьохгодинний та денний таймфрейми. Великою перевагою над високочастотною торгівлею буде зменшена кількість шумів і через це і буде зменшено кількість ложних сигналів. Стратегія буде використовувати нейронну мережу LSTM, модель машинного навчання XGBoost, технічні індикатори RSI, MACD Signal, MVAP, ATR, Bollinger Bands. Усі вони були розглянуті у пункті 3.2, окрім Bolinger Bands (смуги Болінджера). Ідея смуг Болінджера полягає у виявленні зона перекупленості і перепроданості на основі стандартного відхилення, цей індикатор у нашому випадку буде доповнювати RSI, який має схожу прикладну цінність, але не є настільки адаптивним, як смуги Болінджера через занадто жорстке налаштування параметрів входу та виходу. Реалізація цих індикаторів показана у лістингу 4.2. А функція обчислення цих індикаторів продемонстрована у лістингу 4.3.

Лістинг 4.2 – Програмний код для розрахунку торгових індикаторів

```
# EMA: експоненційна ковзна середня
ema = lambda s, span: s.ewm(span=span, adjust=False).mean()
# RSI: індекс відносної сили (Relative Strength Index)
def rsi(c: pd.Series, n=14):
    d = c.diff()
    gain, loss = d.clip(lower=0), -d.clip(upper=0)
    rs = gain.rolling(n).mean() / loss.rolling(n).mean().replace(0, np.nan)
    return 100 - (100 / (1 + rs))
# MACD: різниця між швидкою і повільною EMA + сигнальна лінія
def macd(c, f=12, s=26, sig=9):
    fast, slow = ema(c, f), ema(c, s)
```

Продовження лістингу 4.2

```

"""
m = fast - slow
return (df['close'] * df['volume']).rolling(w).sum() /
df['volume'].rolling(w).sum()
# ATR: середній істинний діапазон (оцінка волатильності)
def atr(h, l, c, n=14):
    pc = c.shift()
    tr = pd.concat([
        h - l, # висота поточної свічки
        (h - pc).abs(), # висота від попереднього
+ закриття до поточного high
        (l - pc).abs() # глибина від попереднього +
закриття до поточного low
    ], axis=1).max(axis=1)
    return tr.ewm(alpha=1/n, adjust=False).mean()

```

Лістинг 4.3 – Функція для розрахунку значень торгових індикаторів

```

def calc(df):
    out = df.copy()
    out["rsi"] = rsi(out["close"])
    m, ms = macd(out["close"]); out["macd"],
out["macd_sig"] = m, ms
    up, lo = bb(out["close"]); out["bb_up"], out["bb_lo"]
= up, lo
    out["mvar"] = mvar(out)
    out["atr"] = atr(out["high"], out["low"], out["close"])
    return out

```

4.2.2 Підбір оптимальної стратегії

Основні моделі і індикатори були обрані, але постає логічне питання, а як їх використовувати разом найбільш ефективним чином. Історична результативність технічних індикаторів була продемонстрована у

пункті 3.2, логічним продовженням цього дослідження буде демонстрація бектестингу LSTM та XGBoost. Вхідними параметрами буде close, тобто ціна закриття, бо вона є найбільш емоційно зваженою серед усіх інших, оскільки ціна на відкритті, найбільша та найменші ціни за день, майже завжди, є показниками максимальної емоціональності учасників ринку, також використовуються усі серед перелічених вище індикаторів, окрім atr, оскільки вона буде використовуватися тільки для ризик-менеджменту.

Результати дохідності LSTM та XGBoost на основі історичних даних можна побачити на рисунках 4.2, 4.3.

```
=== LSTM Only ===
Total return : -5.95 %
Trades      : 128
Win-rate    : 34.38 %
```

```
=== XGBoost Only ===
Total return : -16.67 %
Trades      : 137
Win-rate    : 29.2 %
```

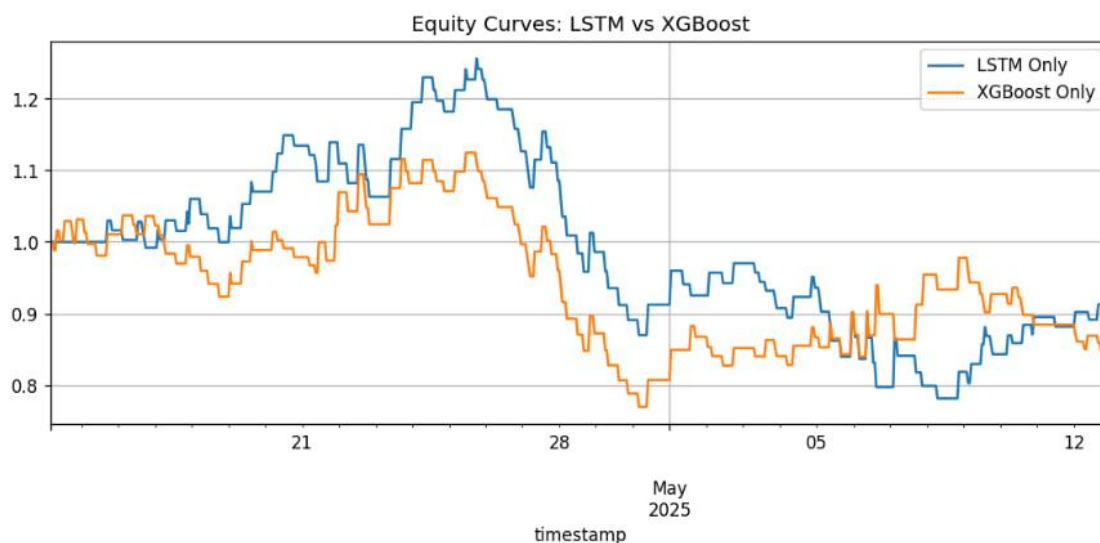


Рисунок 4.2 – Результати на дохідності LSTM та XGBoost за останній місяць на історичних даних NVDA

Згідно результатів за акцією NVDA видно, що дохідність на бичачому ринці з великою невизначенністю є від'ємною з невеликою кількістю плюсових угод відносно мінусових. Схожа картина для LSTM відбувається

і на даних біткоїна за останні пів роки, але у випадку цього бектестингу дохідність XGBoost значно відрізняється, вона є 210%, що є неймовірно гарним результатом, але все ж таки відсоток прибуткових угод відносно збиткових є тільки 40 відсотків, що показує що стратегія не є оптимальною, бо конвенційно прийнято, що стратегія є гарною коли такий відсоток є більше 50, бо є усього два варіанти куди ринок може піти, виходить що якщо таких відсоток на великій вибірці більше за половину то це частково доказує оптимальність використання стратегії.

```
=== LSTM Only ===
Total return : -40.62 %
Trades      : 856
Win-rate    : 31.43 %
```

```
=== XGBoost Only ===
Total return : 210.56 %
Trades      : 847
Win-rate    : 40.14 %
```

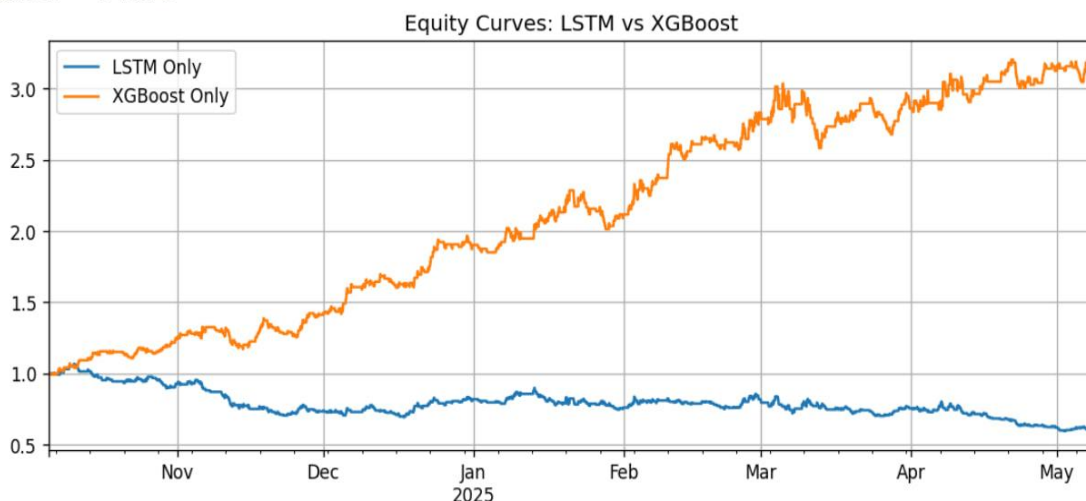


Рисунок 4.3 – Результати на дохідності LSTM та XGBoost за останній місяць на історичних даних BTC

Тобто використовувати тільки XGBoost не можна через це, стратегію точно треба доробляти. І малий відсоток прибуткових угод у нашому аналізі може бути не страшним, бо цей успішний відсоток може працювати у різних ситуаціях, тим самим доповнюючи один одного. Реалізація LSTM та XGBoost у данному проєкті показана у лістингах 4.4, 4.5.

Лістинг 4.4 – Програмний код для побудови LSTM

```
def train_lstm(df, feats):
    # Масштабуємо ознаки (мін-макс нормалізація)
    sc = MinMaxScaler().fit(df[feats])
    X = sc.transform(df[feats])
    # Генеруємо послідовності для LSTM
    gen = TimeseriesGenerator(X, X[:,0], length=SEQ,
batch_size=32)
    # Побудова LSTM-моделі
    model = Sequential([
        LSTM(64, return_sequences=True, input_shape=(SEQ,
len(feats))), # перший шар LSTM
        Dropout(0.3),
# регуляризація
        LSTM(32),
# другий шар LSTM
        Dense(1)
# вихід: прогноз ціни
    ])
    # Компіляція і навчання моделі
    model.compile('adam', 'mse')
    model.fit(gen, epochs=EPOCHS, verbose=0)

    return model, sc # Повертаємо модель і скейлер
```

Лістинг 4.5 – Програмний код для побудови XGBoost

```
def train_xgb(df, feats):
    X = df[feats]

    # Ціль: 1 – якщо наступна ціна закриття вища за поточну
    y = (df['close'].shift(-1) >
df['close']).astype(int)[-1]

    # Навчання моделі XGBoost для класифікації напрямку
руху
```

Продовження лістингу 4.5

```
return xgb.XGBClassifier(
n_estimators=300, max_depth=6, learning_rate=0.05,
subsample=0.8, colsample_bytree=0.8,
    random_state=42, eval_metric='logloss'
).fit(X.iloc[:-1], y)
```

Наступним кроком буде визначення того як використання цих моделей можна перетворити у стабільно дохідну торгову стратегію. Для цього пропонується додати усі наші індикатори, що ми описували і тестували до цього і на основі методу голосування входити у позиції, тобто у нас є нейронна мережа, модель машинного навчання, індикатори і кожний компонент генерує окремі сигнали при співпадінні умов для цього, якщо більше половини з цього списку показують сигнал що направлений в одну сторону – входимо у позицію. Такий підхід дозволяє знизити ймовірність помилкових входів за рахунок поєднання кількох незалежних джерел сигналів. Кожен окремий компонент системи (нейронна мережа, модель машинного навчання, технічні індикатори) має власну природу, тому у результати узгоджене рішення, засноване на голосуванні, забезпечує більш надійні точки входу. Як результат система демонструє не лише стабільну дохідність, а й зменшення кількості зайвих помилкових угод, які можуть бути просто шумом, що покращує співвідношення прибутку до ризику в межах усієї стратегії. Дохідність з часом цієї стратегії показана на рисунку 4.4.

Результати є вражаючими, 220 відсотків прибутку за півроку з коефіцієнтом виграних угод який дорівнює цілим 70.35 відсоткам, що вже точно може вважатися дуже гарним і не випадковим результатом. Це значно краще за усе, що було протестовано до цього, але все ж таки на графіку спостерігаються великі скачки у обидві сторони, що спричинено відсутністю ризик-менеджменту при тестуванні, тому для вдосконалення стратегії краще перевірити її зі стоп-лосами і тейк-профітами на основі ATR.

```

=== Backtest (80/20, logic = original + MVAP) ===
Total return : 220.97 %
Trades      : 317
Win-rate    : 70.35 %

```

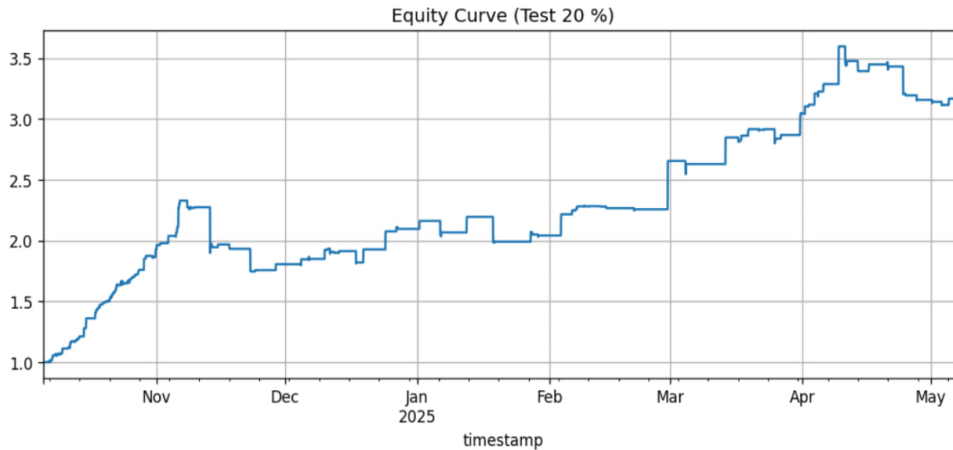


Рисунок 4.4 – Крива дохідності стратегії

Воно буде обрано як 1.5, що є відносно ризиковим показником, але треба тримати у голові, що графік дохідності перевіряється на біткоїні, активі який відомий підвищеною волатилінністю, тому значення менші, які на других активах гарно працювали б, у цьому випадку будуть призводити до не оптимальних торгових цілей. Результати такого тестування показані на рисунку 4.5.

```

=== Backtest (80/20, logic = majority + MVAP + ATR-SL/TP) ===
Total return : 84.18 %
Trades      : 463
Win-rate    : 58.53 %

```

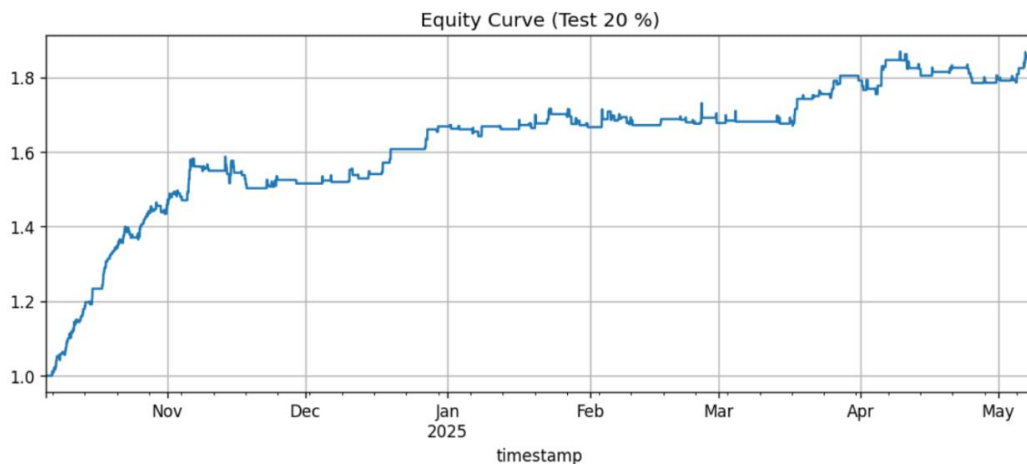


Рисунок 4.5 – Крива дохідності стратегії зі стоп-лосами і тейк-профітами на основі ATR

Як видно, дохідність стратегії значно зменшилася – аж до 84 відсотків, але згідно теорією управління ризиками це нормально, бо тепер ми можемо гарантувати постійний дохід на великому проміжку часу. Треба також зазначити чудові результати з максимальної просадки, її майже немає, що є дуже добрим, оскільки усі подальші угоди по формулі складного відсотку будуть давати кращу дохідність через такий чудовий старт. Але також було б доцільно провести бектестування, де ми залишимо стоп-лосс, для гарантії того, що ми не втратимо у разі чого велику кількість грошей за короткий проміжок часу, а замість тейк-профіту у нас буде сигнал згенерований голосуванням у іншому напрямку від поточного сигналу, тобто якщо сигнал був «Long», то для аналогу тейк-профіту потрібно новий згенерований сигнал повинен бути «Short» і навпаки якщо «Short» то для закриття позиції треба – «Long». Результати такого експерименту зображені на рисунку 4.6.

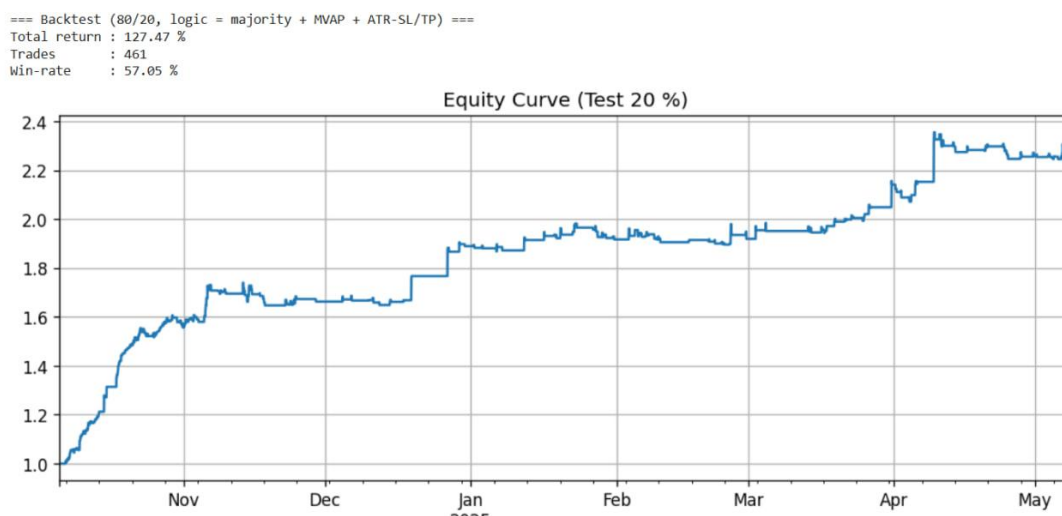


Рисунок 4.6 – Крива дохідності стратегії зі стоп-лосом на основі ATR, але без використання тейк-профіту

Тепер результати значно покращилися, дохідність виросла на половину від минулого варіанту, немає великих просадок портфеля, а результативність стратегії має великі скачки вгору у моменти найбільшою волатильності, що і доказує ефективність використання нашого підходу без

зазначеного тейк-профіту. Сам стоп-лосс являє собою дуже просту логіку, що, в залежності від позиції, дорівнює точка входу додати або відняти значення ATR помножене на 1 або 1.5, це значення залежить від заздалегідь вибраного користувачем ризику. Може постати питання чи усі індикатори доповнюють один одного чи якщо додати якийсь ще то результат покращиться і наступне питання – чи не є результати бектестингу оверфітінгом, тобто іншими словами чи є воно правдивими. Для цього будуть використані Permutation test, ідея якого описана вище, та перевірка гіпотези, що при доданні ще одного фільтруючого індикатора, буде велика просадка доходності, оскільки ця feature не буде ефективною саме для нашого випадку через що її використання не буде розглядатися взагалі. Відповіді на обидва запитання будуть продемонстровані на рисунках 4.7 та 4.8 відповідно.

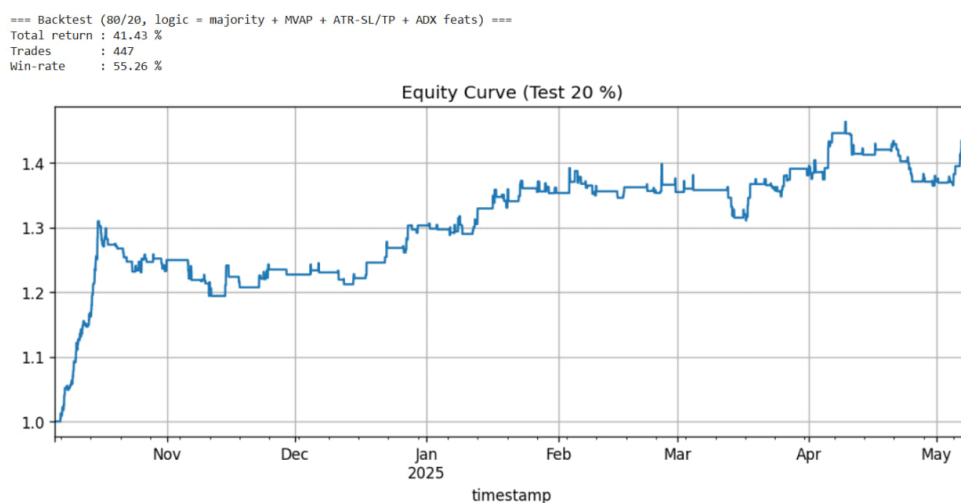


Рисунок 4.7 – Крива доходності стратегії з доданням популярного технічного індикатора ADX

Тепер ми маємо підтвердження того, що результат у нашій стратегії є не випадковим, бо p-value 0 вказує, що такої ймовірності просто не існує. LSTM та XGBoost шукають реальні зв'язки від яких залежить ціноутворення, без усякого перенавчання.

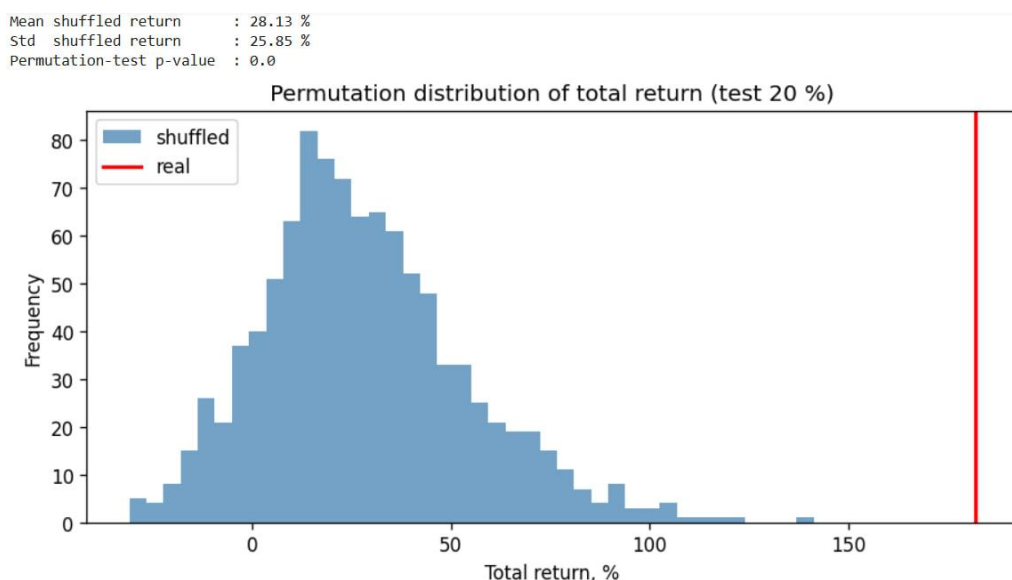


Рисунок 4.8 – Permutation test початкової стратегії

А при додаванні нового індикатора було продемонстровано, що ефективність падає буквально у рази, що доказує те що нинішній підбір параметрів є оптимальним і на ньому можна спокійно залишитися.

4.3 Підключення до бірж та отримання даних

Основною частиною для працездатності проекту є коректне отримання даних по активам. Для криптовалютного боту використовується підключення до біржі Binance, оскільки там будуть найбільш коректні дані по торговим об'ємам, що критично необхідно для розрахування торгового індикатору VWAP, програмний код для отримання даних показаний у лістингу 4.6. Приклад даних завантажених з біржі продемонстрований на рисунку 4.9.

Лістинг 4.6 – Програмний код для отримання і обробки даних з біржі
 Binance

```
# ОТРИМАННЯ ДАНИХ З BINANCE
```

Продовження лістингу 4.6

```

# Ініціалізація об'єкта біржі Binance через бібліотеку
CCXT
binance = ccxt.binance({'enableRateLimit': True})

# Завантаження історичних свічок (OHLCV) з Binance для
заданого таймфрейму
def fetch_history_tf(tf: str, days: int = 120) ->
pd.DataFrame:
    """
    Отримує історичні ринкові дані (відкриття,
максимум, мінімум, закриття, обсяг)
    з біржі Binance за заданий таймфрейм (1h / 4h / 1d)
та період в днях.
    """
    since = int((datetime.utcnow() -
timedelta(days=days)).timestamp() * 1000)
    candles = []
    while True:
        batch = binance.fetch_ohlcv(PAIR,
timeframe=CCXT_TF[tf], since=since, limit=1000)
        if not batch:
            break
        since = batch[-1][0] + 1
        candles += batch
        if len(batch) < 1000:
            break
    df = pd.DataFrame(candles, columns=['timestamp',
'open', 'high', 'low', 'close', 'volume'])
    df['timestamp'] = pd.to_datetime(df['timestamp'],
unit='ms')
    df = df.set_index('timestamp').astype(float)
    return df

```

Останні 5 свічок BTC/USDT (таймфрейм 1 година):

| | timestamp | open | high | low | close | volume |
|---|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|
| 0 | 2025-06-11 23:00:00 | 108443.38 | 108691.87 | 108324.00 | 108645.12 | 335.90773 |
| 1 | 2025-06-12 00:00:00 | 108645.13 | 108813.55 | 108326.55 | 108705.99 | 394.62489 |
| 2 | 2025-06-12 01:00:00 | 108706.00 | 108706.00 | 108258.49 | 108515.99 | 531.45564 |
| 3 | 2025-06-12 02:00:00 | 108515.99 | 108759.00 | 108390.34 | 108400.52 | 897.03762 |
| 4 | 2025-06-12 03:00:00 | 108400.52 | 108448.03 | 107730.00 | 107931.46 | 1279.29691 |

Рисунок 4.9 – Отримані дані по BTC у вигляді структури OHLCV

Ідентичний функціонал пропонується і для торгівлі акціями через біржу Alpacas, але тут є важливе зауваження, що уся торгівля відбувається з 13.30 UTC+0 до 20.00 UTC +0. І усі дані, можливо отримати тільки за цей проміжок часу, тобто дані премаркету та постмаркету не беруться до розрахунку. Приклад реалізації коду для отримання цінових показників по акціям показаний у лістингу 4.7, а вигляд даних отриманих за допомоги цього код продемонстрований на рисунку 4.10.

Лістинг 4.7 – Програмний код для отримання і обробки даних з біржі Alpacas

```
# ОТРИМАННЯ РИНКОВИХ ДАНИХ З ALPACA
#Завантаження усіх необхідних залежностей
from alpaca.data.enums import DataFeed
from alpaca.data.historical import
StockHistoricalDataClient
from alpaca.data.requests import StockBarsRequest
from alpaca.data.timeframe import TimeFrame
from datetime import datetime, timedelta

# Ініціалізація клієнта Alpaca Market Data (історичні
дані)

# Дані вашого ключа та коду заборонено демонструвати, бо
це є доступ до вашого акаунту
API_KEY      = d.api_key
API_SECRET   = d.secret
```

Продовження лістингу 4.7

```

md_client = StockHistoricalDataClient(api_key=API_KEY,
secret_key=API_SECRET)
# Вибраний тикер і кількість днів для отримання даних
SYMBOL = "AAPL"
DAYS_BACK = 5
# Функція для отримання OHLCV-даних з Alpaca
def fetch(sym, tf, start, feed, limit=10000):
    """
    Завантажує історичні біржові свічки (OHLCV) з Alpaca
    API
    за заданий символ, таймфрейм, дату початку та тип
    стрічки.
    """
    req = StockBarsRequest(
        symbol_or_symbols=sym,
        timeframe=tf,
        start=start,
        feed=feed,
        limit=limit
    )
    raw = md_client.get_stock_bars(req).df

```

Останні 5 свічок для AAPL (1 хвилина):

| timestamp | open | high | low | close | volume |
|---------------------------|---------|---------|--------|---------|---------|
| 2025-06-11 19:55:00+00:00 | 198.530 | 198.590 | 198.44 | 198.465 | 14893.0 |
| 2025-06-11 19:56:00+00:00 | 198.500 | 198.560 | 198.43 | 198.530 | 7163.0 |
| 2025-06-11 19:57:00+00:00 | 198.540 | 198.660 | 198.54 | 198.645 | 10634.0 |
| 2025-06-11 19:58:00+00:00 | 198.635 | 198.700 | 198.60 | 198.700 | 12653.0 |
| 2025-06-11 19:59:00+00:00 | 198.720 | 198.835 | 198.68 | 198.820 | 21237.0 |

Рисунок 4.10 – Отримані дані акції AAPL у вигляді структури OHLCV

І потім після отримання необхідної кількості даних, що залежить від налаштувань індикаторів, у випадку цих індикаторів, треба мінімум 100

годин, для коректного розрахунку кожного із них, значення на хвилинному таймфреймі об'єднуються в годинні та денні, за потреби і в чотирьохгодинні. Результати виводу значень по таймфреймам можна побачити на рисунку 4.11.

```
[2025-06-12 19:32] (1m) close=198.77 | rsi=26.6 | macd=-0.066/-0.057
[2025-06-12 18:00] (1h) close=199.04 | rsi=20.8 | macd=-1.063/-0.991
[2025-06-12 19:00] (1h*) close=198.77 | rsi=21.0 | macd=-1.027/-0.998
[2025-06-12 16:00] (4h*) close=198.77 | rsi=34.7 | macd=-0.506/0.010
[2025-06-12 19:33] (1m) close=198.86 | rsi=35.6 | macd=-0.074/-0.061
[2025-06-12 19:00] (1h*) close=198.86 | rsi=21.3 | macd=-1.020/-0.997
[2025-06-12 16:00] (4h*) close=198.86 | rsi=35.1 | macd=-0.499/0.012
[2025-06-12 19:34] (1m) close=198.88 | rsi=37.8 | macd=-0.077/-0.064
[2025-06-12 19:00] (1h*) close=198.88 | rsi=21.4 | macd=-1.018/-0.996
[2025-06-12 16:00] (4h*) close=198.88 | rsi=35.2 | macd=-0.497/0.012
[2025-06-12 19:35] (1m) close=198.83 | rsi=38.2 | macd=-0.083/-0.068
[2025-06-12 19:00] (1h*) close=198.83 | rsi=21.2 | macd=-1.022/-0.997
[2025-06-12 16:00] (4h*) close=198.83 | rsi=35.0 | macd=-0.501/0.011
```

Рисунок 4.11 – Розрахунок значень індикаторів за різними таймфреймами

4.4. Торгові сигнали

Після затвердження обраної торгової стратегії та перевірки коректності отриманих ринкових даних із підключених біржових джерел, система переходить до етапу активної торгівлі. Одним із ключових компонентів цього процесу є модуль прийняття торгових рішень, який реалізує формування сигналів на відкриття або закриття позицій. У даному проекті це здійснюється на основі методу агрегованого голосування технічних індикаторів, LSTM та XGBoost, концептуально описаного у підрозділі 4.2.2.

Метод голосування передбачає, що кожен технічний індикатор (наприклад, RSI, MACD, смуги Боллінджера, ковзні середні за об'ємом тощо) оцінює ринкову ситуацію та «віддає голос» за один із варіантів: відкрити довгу позицію (LONG), коротку позицію (SHORT) або

утриматись від дій (None). Результати цих голосів агрегуються, і якщо більшість з них підтримують певний напрямок, генерується відповідний торговий сигнал. З метою уникнення надмірної активності система враховує лише зміни сигналів порівняно з попереднім кроком.

Варто зауважити, що механізм генерації сигналів було реалізовано як для біржі HyperLiquid, так і для Alpaca. Але у зв'язку з тим, що логіка виконання ідентична доцільним є наведення прикладу генерації сигналів на одній платформі, у даному випадку це буде на платформі Alpaca. Програмну реалізацію цієї логіки та генерації сигналу подано у додатках А і Б.

Якщо сигнал згенерувався, то йде виконання необхідного ордеру. Приклад виклику ринкового ордеру (по ціні яка є на момент створення ордеру) на купівлю продемонстрований у лістингу 4.8.

Лістинг 4.8 – Програмний код для виконання торгових ордерів

```

from alpaca.trading.enums import OrderSide, TimeInForce
from alpaca.trading.requests import MarketOrderRequest
# Обсяг позиції у доларах США (загальна величина ризику)
POSITION_SIZE = 5000
# Поточний тикер (наприклад, "AAPL")
SYMBOL = "AAPL"
# Клієнт Alpaca, ініціалізований раніше
trade_cli = TradingClient(API_KEY, API_SECRET, paper=True)
def submit_market_order(side: OrderSide, qty: float) ->
float:
    """
    Формує та надсилає ринковий ордер на купівлю або
    продаж.
    Повертає фактичну середню ціну виконання ордеру.
    """
    # Створення запиту на ринковий ордер
    req = MarketOrderRequest(
        symbol=SYMBOL,
        qty=qty,

```

Продовження лістингу 4.8

```

        side=side,
        time_in_force=TimeInForce.DAY # ордер діє
протягом торгового дня)
# Надсилання ордера на біржу через Alpaca API
order = trade_cli.submit_order(req)
# Повернення фактичної ціни заповнення
return order.filled_avg_price if
order.filled_avg_price else float(order.limit_price or 0)
shares = round(POSITION_SIZE / current_price, 0)
# Надсилання ордера на купівлю
entry_price = submit_market_order(OrderSide.BUY, shares)
print(f"Угода виконана за ціною: {entry_price:.2f} USD")

```

Після виконання цього коду, ордер відсилається на біржу. Демонстрація роботи цього функціоналу показана на рисунках 4.11, 4.12, 4.13, 4.14.

Рисунок 4.11 – Кількість відкритих позицій у портфелі до виконання ордеру

У консолі відобразилося відкриття ордера на 5 акцій NVDA по середній ціні 141.90 (йде округлення, якщо частина була виконана по одній

ціні, а інша частина – по дещо іншій ціні). Тепер для підтвердження працездатності на інтерфейсі біржі повинна виконатися ця угода.

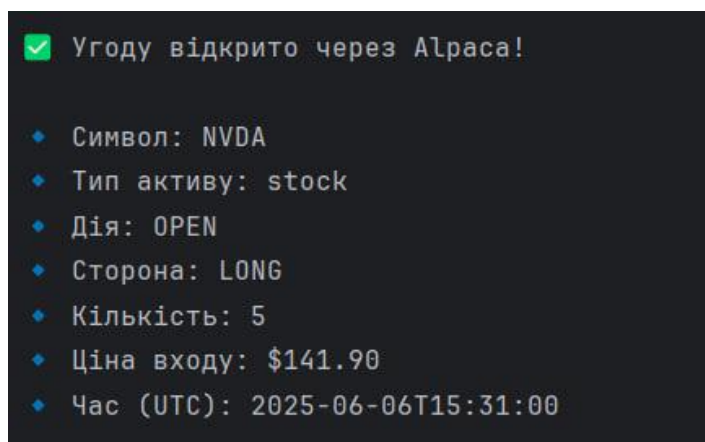


Рисунок 4.12 – Відкриття позиції

Activities

View your activity history

Learn more about activity types in our [documentation](#)

Q Search by type... Transaction Date Filters

| Description | Type | Qty | Amount | Date |
|-------------|------|-----|-----------|---------------------------|
| Buy 4 NVDA | FILL | 4 | -\$567.60 | Jun 06, 2025, 04:31:01 PM |
| Buy 1 NVDA | FILL | 1 | -\$141.89 | Jun 06, 2025, 04:31:01 PM |

Рисунок 4.13 – Виконання ордеру на біржі

Positions

View and manage your 1 positions.



All Long Short Options

Q Search by symbol, or asset class... Liquidate 0 selected Filters Columns

| Asset | Price | Qty | Side | Market Value | Avg Entry | Cost Basis | Today's P/L (%) | Today's P/L (\$) | Total P/L (%) | Total P/L (\$) |
|-------|----------|-----|------|--------------|-----------|------------|-----------------|------------------|---------------|----------------|
| NVDA | \$141.94 | 5 | Long | \$709.68 | \$141.898 | \$709.49 | +0.03% | \$0.186 | +0.03% | +\$0.186 |

Рисунок 4.14 – Оновлений список позицій

Усе робиться на біржі, але також не варто забувати, що для подальшого аналізу наших угод усі вони повинні записуватися до нашої бази даних. Доказ коректного логування у базу даних, зображений на рисунку 4.15, де на 43 рядку можна побачити нашу угоду.

| | | | | | | | | | |
|----|---------------------|------|--------|-------|-------|----------|---------------|----------|----------|
| 40 | 2025-06-05 14:22:00 | BTC | crypto | CLOSE | SHORT | 0.050000 | 104882.000000 | 0.010000 | manual |
| 41 | 2025-06-05 16:27:00 | NVDA | stock | CLOSE | SHORT | 5.000000 | 140.020000 | 1.180000 | ATR-stop |
| 42 | 2025-06-06 15:27:37 | NVDA | stock | OPEN | LONG | 5.000000 | 0.000000 | None | signal |
| 43 | 2025-06-06 15:31:00 | NVDA | stock | OPEN | LONG | 5.000000 | 141.898000 | None | signal |

Рисунок 4.15 – Записи бази даних після виконання угоди

4.5 Візуальний інтерфейс інформаційної системи

Для забезпечення зручної взаємодії користувача з торговою системою було розроблено веб-інтерфейс на базі Python-бібліотеки Streamlit. Цей інструмент дозволяє швидко створювати інтерактивні аналітичні панелі без необхідності у фронтенд-розробці. Інтерфейс надає доступ до ключових функцій, включаючи перегляд журналу угод, моніторинг стану ботів, візуалізацію прибутковості, а також запуск ручного перенавчання моделей.

Демонстрація основних елементів візуального інтерфейсу інформаційної системи продемонстрована на рисунка 4.17, 4.18, 4.19, 4.20

Програмний код продемонстрований у додатку В.

Ручне перенавчання моделей


 Запустити перенавчання

Рисунок 4.17 – Візуальний елемент для примусового перенавчання моделей

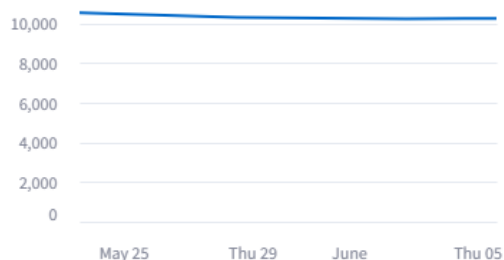
📌 Поточний стан ботів

Бот по крипті: ● Позиція закрита

Бот по акціях: ● У позиції (LONG) з 2025-06-06 15:31:00

📊 Крива прибутковості

Криптовалюта (BTC)



Акції (NVDA)



Рисунок 4.18 – Крива прибутковості торгових систем та поточний стан ботів

📄 Журнал угод

| | | timestamp | symbol | asset_type | action | side | qty | price | pnl_pct |
|----|----|---------------------|--------|------------|--------|-------|----------|---------------|-----------|
| 10 | 32 | 2025-05-30 15:34:00 | BTC | crypto | OPEN | LONG | 0.050000 | 105857.990000 | None |
| 11 | 33 | 2025-06-02 13:37:00 | NVDA | stock | OPEN | LONG | 5.000000 | 136.600000 | None |
| 12 | 34 | 2025-06-02 18:53:00 | BTC | crypto | CLOSE | LONG | 0.050000 | 105261.120000 | -0.560000 |
| 13 | 35 | 2025-06-03 11:02:00 | NVDA | stock | OPEN | SHORT | 5.000000 | 141.690000 | None |
| 14 | 36 | 2025-06-03 12:17:00 | NVDA | stock | CLOSE | LONG | 5.000000 | 142.050000 | 3.990000 |
| 15 | 37 | 2025-06-03 12:27:00 | BTC | crypto | OPEN | LONG | 0.050000 | 105116.800000 | None |
| 16 | 38 | 2025-06-04 13:56:00 | BTC | crypto | OPEN | SHORT | 0.050000 | 104889.460000 | None |
| 17 | 39 | 2025-06-04 14:34:00 | BTC | crypto | CLOSE | LONG | 0.050000 | 105168.650000 | 0.050000 |
| 18 | 40 | 2025-06-05 14:22:00 | BTC | crypto | CLOSE | SHORT | 0.050000 | 104882.000000 | 0.010000 |
| 19 | 41 | 2025-06-05 16:27:00 | NVDA | stock | CLOSE | SHORT | 5.000000 | 140.020000 | 1.180000 |
| 20 | 42 | 2025-06-06 15:27:37 | NVDA | stock | OPEN | LONG | 5.000000 | 0.000000 | None |
| 21 | 43 | 2025-06-06 15:31:00 | NVDA | stock | OPEN | LONG | 5.000000 | 141.898000 | None |

Рисунок 4.19 – Журнал усіх торгових угод з бази даних

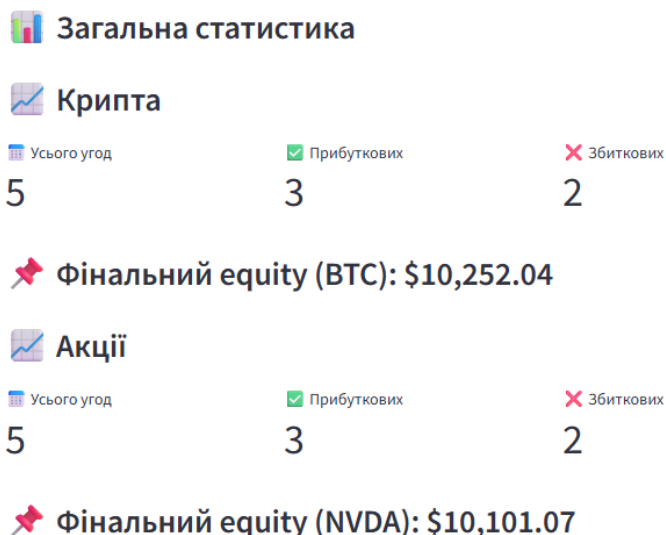


Рисунок 4.20 – Візуальний інтерфейс загальної статистики по кожному типу активу

До основного функціоналу відносяться:

- автоматичне оновлення даних кожні 15 хвилин через `st_autorefresh`, що дозволяє користувачу отримувати актуальний стан торгів у режимі близькому до реального часу;
- поточний стан ботів – визначається шляхом порівняння останніх OPEN та CLOSE угод. Візуально виводиться, чи перебуває бот у позиції та з якої дати;
- крива прибутковості (Equity Curve) – будується на основі кумулятивного добутку доходностей (`pnl_pct`) від моменту старту. Використовується умовний стартовий капітал у розмірі \$10,000;
- базова торгова статистика – загальна кількість угод, кількість прибуткових і збиткових операцій, фінальне значення equity;
- ручне перенавчання реалізовано як кнопка, яка в подальшому може викликати функції для перенавчання моделей для акцій та криптовалют окремо;
- журнал угод – таблиця, що відображає повну історію дій торгового бота з підсвіткою доходностей. Уся інформація береться з бази даних.

ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи було здійснено всебічний аналіз предметної галузі автоматизованої торгівлі, що охопив еволюцію алгоритмічного трейдингу, сучасні підходи штучного інтелекту та принципи управління ризиками. Зокрема, показано, що застосування ML- і AI-методів дозволяє зменшити негативний вплив людського фактору та підвищити стійкість рішень, що особливо важливо з огляду на факт, що близько 90 % приватних трейдерів у довгій перспективі працюють у збиток.

Важливою складовою дослідження став порівняльний огляд існуючих рішень – від rule-based стратегій до AI-фондів і популярних торгових платформ. Аналіз наукових джерел продемонстрував, що жоден із доступних сервісів не забезпечує гібридної моделі, яка б одночасно поєднувала класичні технічні індикатори, глибокі нейромережі та інтерпретовані ML-моделі. Це підтвердило доцільність запропонованої концепції синергії LSTM та XGBoost, де перша відповідає за часовий контекст, а друга – за вагу окремих ознак, забезпечуючи адаптивність системи до різних ринкових режимів.

У межах практичної частини створено повноцінну інформаційну систему, що складається з модулів збору ринкових даних через API бірж, серверної логіки на Python та інтерактивного інтерфейсу (Streamlit) для відстеження угод, кривої прибутковості й примусового перенавчання моделей. Архітектура реалізована за принципом мікросервісності з виділеними компонентами для формування сигналів, менеджменту позицій та логування, що спростило розгортання і потенційне масштабування.

Експериментальна перевірка підтвердила ефективність гібридного підходу: базова стратегія дала 220 % прибутку за пів року при коефіцієнті виграшних угод 70,35 %. Запровадження жорсткого стоп-лосу і тейк-профіту з урахуванням ATR скоротило волатильність, стабілізувавши результат на рівні ≈ 84 %, а подальше вдосконалення ризик-

менеджменту (стоп-лос без фіксованого тейк-профіту) підвищило дохідність майже в півтора раза без істотних просадок. Permutation Test із $p\text{-value} = 0$ засвідчив статистичну не випадковість одержаної переваги, що доводить надійність обраної методики.

Проведена робота поглибила розуміння механізмів обробки фінансових часових рядів, розкрила практичні аспекти інтерпретованого ШІ в трейдингу та сприяла формуванню навичок побудови масштабованих веб-рішень із високими вимогами до продуктивності та безпеки. Отримані результати підтверджують технічну реалізованість поставленої мети й демонструють значущість гібридного AI-підходу для підвищення якості торгових стратегій.

Таким чином, усі поставлені завдання виконано в повному обсязі, що дало змогу зробити однозначний висновок щодо і практичної цінності розробленої системи, а також засвідчити її навчальну й наукову вагу в контексті освітньої програми.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Vidani J. Why 90 % of Stock Market Traders are in Loss? *SSRN Electronic Journal*, 2024. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4849875 (date of access: 03.06.2025).
2. Krantz M. *Fundamental Analysis For Dummies*. 2-nd ed. Hoboken (NJ): Wiley, 2016. C. 50–55. (date of access: 29.05.2025).
3. Murphy J. J. *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*. New York: New York Institute of Finance, 1999. C. 30–35. (date of access: 02.06.2025)
4. Chen R., Ren J. Do AI-Powered Mutual Funds Perform Better? *Finance Research Letters*, 2021. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1544612321005547> (date of access: 03.06.2025).
5. Disposition Effect. The Decision Lab, 2024. URL: <https://thedecisionlab.com/biases/disposition-effect> (date of access: 05.05.2025).
6. Anuar A. A., Sulaiman A. A. B., Mohamad M. T. B. Comparative analysis of AI-driven versus human-managed equity funds across market trends // *Future Business Journal*. 2025. Vol. 11, Article no. 95. URL: https://www.researchgate.net/publication/391397652_Comparative_analysis_of_AI-driven_vs_human-managed_equity_funds_across_market_trends (date of access: 03.06.2025).
7. Hu G. Advancing Algorithmic Trading: A Multi-Technique Enhancement of Deep Q-Network Models // *arXiv preprint arXiv:2311.05743*. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2311.05743> date of access: 03.06.2025).
8. Sahib M.R., Elkina H., Zaki T. From Technical Indicators to Trading Decisions: A Deep Learning Model Combining CNN and LSTM // *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2024. Vol. 15, No. 6. URL: https://www.researchgate.net/publication/381847132_From_Technical_Indicators_to_Trading_Decisions_A_Deep_Learning_Model_Combining_CNN_and_LSTM (date of access: 03.06.2025).

9. Kirtac K., Germano G. Sentiment trading with large language models // *Finance Research Letters*. 2024. Vol. 62, Article 105227. URL: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.105227> (date of access: 03.06.2025).
10. Liquidity. Investopedia, 2025. URL: <https://www.investopedia.com/terms/l/liquidity.asp> (date of access: 15.05.2025).
11. Volatility. Investopedia, 2025. URL: <https://www.investopedia.com/terms/v/volatility.asp> (дата звернення: 15.05.2025).
12. Zolotukhin O., Filatov V., Yerokhin A., Lanovyy O., Kudryavtseva M., Semenets V. An approach to the selection of behavior patterns autonomous intelligent mobile systems. *In: Proceedings of the IEEE International Conference on Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, Kyiv, 2021. IEEE, 2021. P. 349–352. URL: <https://doi.org/10.1109/PICST54195.2021.9772110> (date of access: 13.06.2025).
13. Zolotukhin O., Filatov V., Yerokhin A., Kudryavtseva M. The methods for the prediction of climate control indicators in the Internet of Things systems. *CEUR Workshop Proceedings*, 2021. URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14526027> (date of access: 13.06.2025).
14. Filatov V., Yerokhin A., Zolotukhin O., Kudryavtseva M. Methods of intellectual analysis of processes in medical information systems. *Information Extraction and Processing*. 2020. Vol. 48(124). P. 92–98. URL: <https://doi.org/10.15407/vidbir2020.48.092> (date of access: 13.06.2025).
15. Filatov V., Semenets V., Zolotukhin O. Synthesis of semantic model of subject area at integration of relational databases. *In: Proceedings of the IEEE 8th International Conference on Advanced Optoelectronics and Lasers (CAOL)*, Sozopol, 2019. IEEE, 2019. P. 598–601. URL: <https://doi.org/10.1109/CAOL46282.2019.9019532> (date of access: 13.06.2025).
16. Bank of England. What are stablecoins and how do they work? 2023. URL: <https://www.bankofengland.co.uk/explainers/what-are-stablecoins-and-how-do-they-work> (date of access: 20.05.2025).

17. Murray D. Binance-Backed FDUSD Stablecoin Loses Dollar Peg Following Justin Sun Accusations. Decrypt, 2024. URL: <https://decrypt.co/312984/fdusd-stablecoin-loses-dollar-peg-justin-sun> (date of access: 22.05.2025).

18. Beggs L. YTC Price Action Trader: Intraday Swing Trading for the Forex, FX Futures and E-mini Futures Markets. Self-published, 2011. (date of access: 02.05.2025).

19. Achelis, Steven B. Technical Analysis from A to Z: Covers Every Trading Tool--*From the Absolute Breadth Index to the Zigzag*. 2nd ed., McGraw-Hill, 2001. – C. 45–312. URL: <https://www.amazon.com/Technical-Analysis-2nd-Steven-Achelis/dp/0071826297> (date of access: 03.06.2025).

20. Difference Between Simple and Exponential Moving Average. Investopedia, 2025. URL: <https://www.investopedia.com/ask/answers/difference-between-simple-exponential-moving-average/> (date of access: 25.05.2025).

21. Tran P., Pham T.K.A., Phan H.T. та ін. Applying machine learning algorithms to predict the stock price trend in the stock market – The case of Vietnam // *Humanities and Social Sciences Communications*. 2024. Vol. 11. Article no. 393. URL: <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02674-9> (date of access: 03.06.2025).

22. Kaabar, Sofien. The Book of Back-tests: Trading Objectively: Back-testing and Demystifying Trading Strategies. Independently published, 2020. P. 12–15. URL: <https://www.amazon.com/Book-Back-tests-Objectively-Back-testing-demystifying/dp/B089CWQWF8> (date of access: 03.06.2025).

23. Quant Connect. How to Backtest a Trading Strategy in Python [Відео]. YouTube, 3 березня 2025. URL: <https://youtu.be/NLBXgSmRBgU> (date of access: 03.06.2025).

24. Bailey, D. H., Borwein, J. M., López de Prado, M., & Zhu, Q. J. (2014). *Evaluating Trading Strategies*. The Journal of Portfolio Management, 40(5), 1–15. URL: <https://www.stat.berkeley.edu/~aldous/157/Papers/harvey.pdf> (date of access: 03.06.2025).