

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Центр післядипломної освіти
(повна назва)

Кафедра Програмної інженерії
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження методів доповнення алгоритмічної
акційної торгівлі з застосуванням машинного навчання
(тема)

Виконав:
Студент 2 курсу, групи ІПЗздм-22-1
Бузова К.В.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 121, «Інженерія програмного
забезпечення»
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми Освітньо – наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Керівник доцент кафедри ПІ, Колесников Д.О.
(посада, прізвище)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____ Дудар З.В.
(підпис) (прізвище, ініціали)

2024р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз предметної галузі та постановка задачі	25.02.2024	
2	Огляд існуючих методів	05.03.2024	
3	Постановка задачі	10.03.2024	
4	Планування експериментів	15.03.2024	
5	Проектування та розробка ПЗ	20.03.2024	
6	Експериментальні дослідження	10.04.2024	
7	Аналіз результатів експериментальних досліджень та розробка рекомендацій	15.04.2024	
8	Написання та оформлення статті та тез доповіді	20.04.2024	
9	Підготовка пояснювальної записки	29.04.2024	
10	Підготовка презентації та доповіді	30.05.2024	
11	Перевірка на академічний плагіат	10.06.2024	
12	Нормоконтроль	10.06.2024	
13	Рецензування	15.06.2024	
14	Внесення диплома в електронний архів	17.06.2024	
15	Попередній захист	18.06.2024	
16	Допуск до захисту у зав. кафедри	18.06.2024	

Дата видачі завдання 25 січня 2024р.

Студент (ка)



(підпис)

Бузова К.В.

Керівник роботи

доц. Колесников Д.О.

(підпис)

(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Кваліфікаційна робота магістра містить: 76 с., 25 рис., 0 табл., 17 джер.

АКЦІЙНА ТОРГІВЛЯ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ПРОГНОЗУВАННЯ,
ТОРГОВА СТРАТЕГІЯ, PYTHON, ANACONDA, JUPITER

Об'єкт дослідження – методи торгових стратегій для програмної реалізації системи акційної торгівлі.

Мета дослідження – виявити оптимальні методи прогнозування.

Метод рішення – мова Groovy and Grails, Python, Anaconda, Jupiter.

В результаті дослідження отримано програмне забезпечення для прогнозування цін акцій, та отримання рекомендацій щодо їх придбання або продажу.

PROMOTION TRADING, NEURAL NETWORKS, FORECASTING,
TRADING STRATEGY, ANACONDA, JUPITER, PYTHON.

The object of research is the methods of trading strategies for software implementation of the stock trading system.

The purpose of the study is to identify optimal forecasting methods.

The solution method is Groovy and Grails, Python, Anaconda, Jupiter.

The study resulted in software for forecasting stock prices, and obtaining recommendations for their purchase or sale.

Я, Бузова Крістіна Валеріївна, студентка групи ІІЗЗдм-22-1, здобувачка вищої освіти на другому (магістерському) рівні кафедри «Програмна інженерія», заявляю: моя кваліфікаційна робота на тему « Дослідження методів торгових стратегій для програмної реалізації системи акційної торгівлі», що буде представлена в екзаменаційну комісію для публічного захисту, виконана самостійно, в ній не містяться елементи плагіату і вона може бути опублікована в електронному архіві відкритого доступу EIAr KhNURE. Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання.

Я ознайомена з діючим положенням «Про протидію академічному плагіату в ХНУРЕ», згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування дисциплінарних заходів.

ЗМІСТ

Перелік умовних скорочень.....	8
Вступ	9
1 Аналіз предметної галузі і постановка задачі.....	10
1.1 Аналіз предметної галузі дослідження	10
1.2 Фундаментальний аналіз	13
1.3 Технічний аналіз.....	13
1.4 Технології інтелектуального аналізу даних	23
1.5 Постановка задачі.....	28
2 Опис прийнятих програмних рішень.....	30
2.1 Вибір інструментів для вирішення поставленої задачі.....	30
2.2 Бібліотеки обрані для побудови застосунку.....	30
3 Методи досліджень.....	32
3.1 Методологія теоретичних досліджень	32
3.1 Вихідні данні	32
4 Планування проведення експериментів	37
4.1 Методологія проведення експерименту	37
4.2 Технічні характеристики програмного забезпечення	38
4.3 План проведення експериментів	38
4.4 Характер експериментальних помилок та невизначеностей.....	39
4.5 Характер випадкових помилок та невизначеностей.....	40
4.6 Аналіз розмірностей даних під час планування та проведення експериментів	40
4.7 Аналіз результатів серії випробувань	41
4.8 Вимірювання результатів тестування	42
4.9 Аналіз отриманих результатів, їх практична застосовність	42
5 Розробка моделі.....	44
5.1 Вихідні данні	44

	7
5.2 Розробка програми	44
6 Аналіз результатів досліджень	52
6.1 Аналіз результатів дослідження	52
6.2 Аналіз подальшого розвитку дослідження.....	52
7 Практичне застосування результатів досліджень.....	53
7.1 Опис роботи реалізованого застосунку	53
7.2 Можливі покращення застосунку.....	53
7.3 Можливі покращення системи в цілому	53
Висновки.....	54
Перелік джерел посилання.....	55
Додаток А Перелік джерел посилання за науковими напрямками керівника та науковців кафедри програмної інженерії	57
Додаток Б Звіт результатів перевірки кваліфікаційної роботи на унікальність тексту.....	58
Додаток В Програмний код	59
Додаток Г Апробація результатів работ.....	62
Додаток Д Слайди презентації	67
Додаток Е Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008:2015.....	76

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ШІ – штучний інтелект

PNL – Profit and Loss

SMA – Simple moving average (Середнє ковзне просте)

WMA – Weighted moving average (Середнє ковзне зважене)

EMA – Exponential moving average (Середнє ковзне експоненціальне)

ANN – Artificial Neural Networks (Штучна нейронна мережа)

CNN – Convolution Neural Networks (Нейромережа згортки)

RNN – Recurrent Neural Networks (Повторювана нейронна мережа)

LSTM (Long Short-Term Memory) – це тип рекурентної нейронної мережі (RNN), яка розроблена для подолання деяких обмежень стандартних RNN, зокрема проблеми зникнення градієнта

TDNN – Time delay neural network (Нейронна мережа з часовою затримкою)

WFO – Walk Forward Optimisations.

ВСТУП

Поєднання штучного інтелекту (ШІ) і алгоритмічної торгівлі може дати значний приріст у прибутку на фінансових ринках. Ось кілька шляхів, як це може бути досягнуте:

Аналіз даних: ШІ може аналізувати великі обсяги даних з різних джерел, таких як фінансові звіти, новини, соціальні медіа тощо. Він може виявляти закономірності та тренди, які можуть бути використані для прийняття торгових рішень.

Прогнозування: ШІ може використовувати алгоритми машинного навчання для прогнозування цінних змін на ринку. Це дозволяє розробляти стратегії торгівлі, спрямовані на отримання прибутку з урахуванням прогнозів.

Автоматизація торгівлі: На основі алгоритмів, розроблених з використанням ШІ, можна створити автоматичні торгові системи, які самостійно виконують угоди на ринку. Ці системи можуть бути програмовані для реагування на різні сигнали та умови ринку.

Ризик-менеджмент: ШІ може допомагати в ідентифікації та управлінні ризиками, пов'язаними з торгівлею. Він може аналізувати потенційні ризики і розробляти стратегії для їх зменшення або уникнення.

Підтримка прийняття рішень: ШІ може надавати рекомендації щодо оптимальних торгових дій на основі аналізу ринкової ситуації та інших факторів.

Важливо пам'ятати, що успішність таких систем залежить від якості даних, алгоритмів та правильного налаштування. Також потрібно ретельно контролювати роботу системи і вчасно вносити корективи з урахуванням змін на ринку.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Аналіз предметної галузі дослідження

Система трейдингової торгівлі включає різноманітні компоненти, що співпрацюють для ефективного управління торгівельними операціями. Основні компоненти такої системи включають:

Торгівельний рахунок: Це фінансовий рахунок, на якому тримаються кошти для проведення торгівельних операцій.

Платформа для торгівлі: Це програмне забезпечення, що дозволяє трейдерам виконувати торгові операції. Такі платформи можуть бути веб-платформами, десктоп-застосунками або мобільними додатками.

Аналітичні інструменти: Вони включають у себе графіки, індикатори, осцилятори та інші інструменти для аналізу ринку та прийняття торгових рішень.

Система управління ризиками: Цей компонент визначає стратегії для обмеження ризиків, такі як стоп-лос та тейк-профіт замовлення, розмір позиції та інші параметри, які допомагають уникнути великих втрат.

Автоматизована торговельна система (ATS): Це програмне забезпечення, яке дозволяє автоматизувати виконання торгових стратегій без прямого участі трейдера. ATS може використовувати різні алгоритми для прийняття рішень та виконання операцій.

Підключення до ринку: Доступ до ринку забезпечується через брокерів або інших постачальників ліквідності, які забезпечують підтримку для торгівлі різними фінансовими інструментами.

Дані про ринок: Трейдери використовують різноманітні дані, такі як котирування, новини, фінансові звіти та інші, для прийняття інформованих торгових рішень.

Виконавчий механізм: Це технічні компоненти, які відповідають за виконання торгових замовлень, обробку транзакцій та сповіщення трейдера про виконання операцій.

Звітність та аналітика: Система повинна надавати можливості для відстеження та аналізу результатів торговельних стратегій.

Ці компоненти співпрацюють для забезпечення ефективної і безпечної трейдингової діяльності. Трейдери можуть налаштовувати ці системи відповідно до своїх стратегій та потреб.

З самих простих прособів прийняття рішення продажу акцій є аналіз PNL звіту вже існуючих активів.

У контексті трейдингу термін PNL (Profit and Loss) зазвичай використовується для позначення прибутку та збитків, які виникають в результаті торговельних операцій. PNL звіт в трейдинговій системі є інструментом, що відображає фінансовий результат трейдера або інвестора за певний період часу.

Основні компоненти PNL звіту в трейдингу включають:

Прибуток (Profit): Сума грошей, яку трейдер отримав в результаті успішних торгів.

Збиток (Loss): Величина грошових втрат в результаті невдалої торгівлі.

Чистий прибуток (Net Profit): Це різниця між прибутками і збитками. Такий показник вказує на фінальний фінансовий результат після врахування всіх торговельних операцій.

Відсоток прибутку або збитку (% PNL): Відсотковий показник, який визначає, наскільки велика частка від загального капіталу трейдера становить чистий прибуток або збиток.

PNL звіт є важливим елементом для оцінки ефективності торговельної стратегії та ризиків, пов'язаних з трейдом. Відстеження PNL допомагає трейдерам керувати ризиками, вдосконалювати свої стратегії та приймати обґрунтовані фінансові рішення.

Акція – це цінний папер, що представляє собою частку у власності корпорації, який випускається на певну суму. Це тип фінансового забезпечення, який дає право власності та участі в прибутках. Акції випускаються компанією для залучення більшого капіталу. Ці акції є загальнодоступними для продажу та купівлі.

Біржова торгівля та торгова стратегія – процес купівлі-продажу акцій. Існує ціна, за якою акції можна купувати і продавати, ціна може коливатися в залежності від пропозиції та попиту на фондовому ринку. Ціна акцій може коливатись в залежності від результатів діяльності компанії та її зовнішніх дій, але на коливання цін на акції впливає не тільки діяльність компанії.

Ще однією важливою технікою, якої дотримуються трейдери, є короткий продаж. Короткий продаж (продаж без покриття) дозволяє продати те, чого у вас немає. Для цього потрібно позичити цей актив, продати його, а потім, через якийсь час, купити (якщо прогноз зниження ціни був вірний, вже дешевше) і повернути борг. Продавець, не будучи власником активу, створює коротку позицію, яку можна уявити як негативне сальдо, а потім закриває її, купивши актив на ринку. Різниця між ціною продажу і ціною, за якою актив довелося купити для повернення, являє собою прибуток або збиток гравця на зниження. Така техніка застосовується в разі, якщо ви очікуєте зниження ціни активу.

Купуючи акції, ви стаєте власником частини компанії. Купити або продати акції можна безпосередньо у випустила їх організації або (частіше) у біржового брокера, який виступає посередником між інвестором і продавцем і зазвичай бере комісію за послуги. Якщо ви звертаєтесь до брокера, в першу чергу ви відкриваєте у нього рахунок. Він може бути двох видів: грошовий або маржинальний. При використанні грошового рахунку ви платите за акції в момент покупки, а у випадку з маржинальним рахунком брокер надає вам частину коштів, а акції використовуються в якості застави. Коли інвестор відкриває довгу позицію, це означає, що він купує акцію, вважаючи, що в майбутньому вона подорожчає. І навпаки, відкриття короткої позиції має на увазі, що він прогнозує зниження вартості паперу.

Для отримання прибутку при торгівлі акціями трейдерам доводиться дотримуватися плану та певної моделі торгівлі. Сукупність цих методів називається торговою стратегією [1][2][4]. Для розробки торгової стратегії треба мати глибокий досвід програмування та глибоке розуміння теоретичних основ.

Прогнозування фондового ринку є спробою передбачити майбутню вартість акцій компаній або інших фінансових інструментів, що торгуються на біржі. Успішне прогнозування майбутньої ціни акцій може призвести до значного прибутку. Для прогнозування часових рядів найкраще підходять нейронні мережі типу RNN та LSTM. Гіпотеза про ефективний ринок стверджує, що ціни на акції відображають всю наявну інформацію, і будь-які зміни цін, які не базуються на нових даних, є по суті непередбачуваними. Проте, деякі не погоджуються з цим і вважають, що існують численні методи та технології, які можуть допомогти передбачити майбутні ціни. Методики прогнозування поділяються на три основні категорії, які можуть перетинатися: фундаментальний аналіз, технічний аналіз та методи інтелектуального аналізу даних.

1.2 Фундаментальний аналіз

Прихильники фундаментального аналізу зосереджуються на самій компанії, що стоїть за індексом. Вони оцінюють її минулі результати та фінансові показники. Створюються різні коефіцієнти продуктивності, які допомагають аналітикам визначити вартість акцій. Фундаментальний аналіз базується на переконанні, що суспільство потребує капіталу для досягнення прогресу, і якщо компанія працює успішно, вона повинна бути винагороджена додатковим капіталом, що призведе до зростання курсу її акцій. Цей вид аналізу широко використовується фондовими менеджерами, оскільки він є найбільш розумним, об'єктивним і базується на загальнодоступній інформації, такій як фінансова звітність. Іншим підходом у фундаментальному аналізі є метод "зверху вниз": спочатку аналізується глобальна економіка, потім країна, сектор економіки і, нарешті, конкретна компанія.

1.3 Технічний аналіз

Часто технічні аналітики не звертають уваги на основні показники компанії. Їхня мета – передбачити майбутню вартість акцій, орієнтуючись виключно на динаміку минулих цін (метод аналізу часових рядів). Візуальні патерни (або

графічні патерни) є важливим інструментом в технічному аналізі трейдингу. Вони допомагають трейдерам приймати рішення на основі графіків цінних рухів. Ось деякі з найпоширеніших патернів, які використовуються в трейдингових стратегіях.

Патерни продовження тренду.

Ці патерни свідчать про те, що поточний тренд, швидше за все, продовжиться після завершення певної фази консолідації.

Прапор (Flag) – короткочасна корекція ціни, яка розташована між двома паралельними лініями, що нахилені в протилежний бік від основного тренду.

Вимпел (Pennant) – короткочасна консолідація, схожа на прапор, але обмежена збіжними лініями.

Патерни розвороту тренду.

Ці патерни вказують на можливий розворот поточного тренду.

Голова і плечі (Head and Shoulders) – патерн, який складається з трьох вершин, середня з яких є найвищою (голова), а дві бокові - нижчими (плечі).

Голова і плечі – це фігура, що сигналізує про розворот тренду. Свою назву цей патерн отримав через свою форму, яка нагадує двоє плечей з головою між ними. Шаблон утворюється так: спочатку на графіку виникає перша вершина, потім ціна досягає другої вершини, яка є вищою за першу. Далі формується третя вершина, яка розташовується нижче другої і приблизно на тому ж рівні, що й перша (див. рис. 1.1).



Рисунок 1.1 – Візуальний патерн «Голова і плечі» (за даними [4])

Вершини в 1, 2 і 3 на рисунку 1.1 створюють три характерні точки:

- точка 1 – перше плече;
- точка 2 – «голова» моделі;
- точка 3 – друге плече;
- 4 – лінія ший.

Перший етап патерну «Голова і плечі» характеризується зростаючим трендом. Тобто, ціна тривалий час рухається в одному напрямку, доки не досягає свого завершення. Зазвичай, чим довше триває цей тренд, тим більш ймовірним стає його завершення.

Ліве плече.

Ціна знижується, і відбувається відкат. У цей момент з'являються перші ознаки формування патерну. Поки що неможливо передбачити зміну ринку, оскільки відкати часто трапляються на трендовому ринку.

Голова.

Після утворення лівого плеча ціна піднімається до вищого максимуму, формуючи голову. Тепер ми маємо ліве плече і голову. Шия також починає набувати форми, але необхідно дочекатися появи правого плеча, перш ніж можна буде провести лінію ший.

Праве плече.

Праве плече є місцем, де всі елементи патерну об'єднуються. Тут стає зрозуміло, що сили покупців слабшають, і ціна скоро може змінити напрямок. Коли праве плече виникло, ми можемо провести лінію ший. Проте, патерн ще не завершений, тому варто розглядати його як чернетку.

Лінія ший.

Коли всі три елемента відобразились на графіку, можна провести лінію ший. Ця лінія стане ключовою для входу в ринок на пробій. Лінія ший є останнім бар'єром між покупцями і продавцями.

Підсумок.

"Голова і плечі" є розворотним патерном. Утворення цієї фігури свідчить про зниження впевненості покупців у поточному тренді. Праве плече, що має

позицію нижче голови, є важливим сигналом для трейдера. Ця низхідна вершина вказує на уповільнення тренду, що може призвести до його розвороту.

Кожен ціновий рух на графіку несе певну інформацію. Деякі з них легше зрозуміти, ніж інші. У випадку з патерном «Голова і плечі» повідомлення полягає в тому, що сили покупців слабшають, і слід готуватися до можливого розвороту ринку. Цінова структура спричиняє зміну напрямку ринку. Відбувається перерозподіл покупців і продавців, і цей патерн – це відображення цього процесу.

Подвійна вершина/подвійне дно (Double Top/Double Bottom) – патерни, які формуються після двох спроб пробити один і той самий рівень підтримки або опору, після чого тренд змінюється на протилежний (див. рис. 1.2 та рис. 1.3).



Рисунок 1.2 – Візуальний патерн «Подвійна вершина» (за даними [5])



Рисунок 1.3 – Візуальний патерн «Потрійне дно» (за даними [5])

Молоток і перевернутий молоток (Hammer and Inverted Hammer) – свічки з невеликим тілом і верхнім або довгим нижнім гнітом, які вказують на можливий розворот тренду.

Канали і трендові лінії.

Ці інструменти використовуються для визначення напрямку і сили тренду.

Висхідний/низхідний канал (Ascending/Descending Channel) – дві паралельні лінії, що обмежують ціну знизу і зверху, показують напрямок тренду.

Трикутники.

Трикутники можуть бути як патернами продовження, так і розвороту тренду.

Симетричний трикутник (Symmetrical Triangle) – консолідація ціни з рівною нахилом верхньої і нижньої ліній (див. рис. 1.4).



Рисунок 1.4 – Візуальний патерн «Симетричний трикутник» (за даними [5])

Висхідний/низхідний трикутник (Ascending/Descending Triangle) – Трикутник з горизонтальною лінією опору або підтримки і нахиленою іншою лінією (див. рис. 1.5).



Рисунок 1.5 – Візуальний патерн «Висхідний трикутник» (за даними [5])

Чашка з ручкою.

«Чашка з ручкою» – це корекційна формація, яка говорить нам про продовження руху (див. рис. 1.6). Найчастіше вона виникає після довгострокового тренду. Вона складається з двох частин:

- чашка – ринок коригує попередній рух, після чого ціна відскакує від досягнутих мінімумів і знову починає підніматися;
- ручка – це компактна спадна консолідація, що виглядає як фігура-прапор.



Рисунок 1.6 – Візуальний патерн «Чашка з ручкою» (за даними [5])

Формація завершується, коли ціна пробиває рівень консолідації, що вказує на готовність ринку продовжувати свій рух.

Помилки при торгівлі за патерном чашка з ручкою.

Ручка утворюється, коли ціна наближається до рівня опору і входить у фазу щільної консолідації. У цей момент багато трейдерів відкривають короткі позиції. Це може бути обґрунтовано, якщо ціна різко відскакує від рівня опору. Проте, якщо ціна починає консолідуватися, утворюючи невеликі свічки, варто проявити обережність і не поспішати з відкриттям коротких угод. Крім того, якщо ви помічаєте, що мінімуми стають вищими, це сигналізує про силу покупців, які готові купувати за вищими цінами.

Існують три типи ковзних середніх ліній:

- WMA – зважені;
- ЕМА – експоненціальні;
- SMA – прості.

На рисунку зображено три типи ковзних середніх ліній, кожна з яких має однакову тривалість періоду. Для кращої візуалізації вони позначені різними кольорами: а рожева лінія – WMA, фіолетова лінія представляє ЕМА, а блакитна лінія – SMA (див. рис. 1.7).

ЕМА реагує на зміни в ціновому тренді швидше, ніж SMA, оскільки надає більшу вагу останнім цінам. Це дозволяє ЕМА оперативніше відображати ринкові зміни, залишаючись при цьому гладкішою, ніж WMA. WMA, у свою чергу, реагує на зміни ще швидше, ніж ЕМА, оскільки приділяє ще більше уваги останнім цінам. Проте це робить WMA менш гладкою і більш чутливою до короткострокових коливань.

WMA – зважена ковзна середня, що акцентує увагу на останніх даних, одночасно зменшуючи вплив старих даних.

ЕМА – експоненціальна ковзна середня, яка надає значну вагу останнім змінам цін, що дозволяє їй швидше реагувати на коливання цін у порівнянні зі SMA.

SMA – проста ковзна середня, яка обчислює середню ціну за заданий період часу.



Рисунок 1.7 – Ковзаючі лінії WMA, EMA, SMA (за даними [6])

Свічкові патерни.

Свічкові патерни надають розуміння ринкової психології на коротких часових проміжках.

Дожі – свічка з невеликим тілом, де ціна відкриття та закриття майже однакові, що свідчить про нерішучість на ринку. Така формація означає, що ні покупці, ні продавці не змогли взяти контроль, створюючи баланс між тиском купівлі та продажу.

Свічка ілюструє цінові коливання активу за визначений період. Вона наочно представляє ціну відкриття та закриття, а також найвищу та найнижчу ціну, досягнуту протягом цього часу.

Свічка складається з тіней та тіла (див. рис. 1.8). Тіні показують найвищі та найнижчі значення ціни, які були досягнуті протягом цього часу. Тіло свічки відображає зміну ціни від моменту відкриття до закриття торгової сесії.

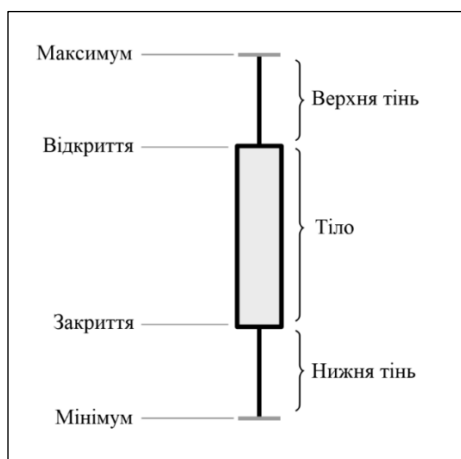


Рисунок 1.8 – Структура свічки Дожі (Рисунок виконаний самостійно)

Японські свічки класифікуються на три категорії:

- дожі – коли ціни закриття і відкриття дуже близькі або практично однакові.
- падаючі – коли ціна відкриття перевищує ціну закриття;
- зростаючі – коли ціна закриття перевищує ціну відкриття.

На рисунку 1.9 висхідна свічка позначена зеленим кольором, а низхідна – червоним. Багато торгових терміналів дають можливість змінити ці кольори.

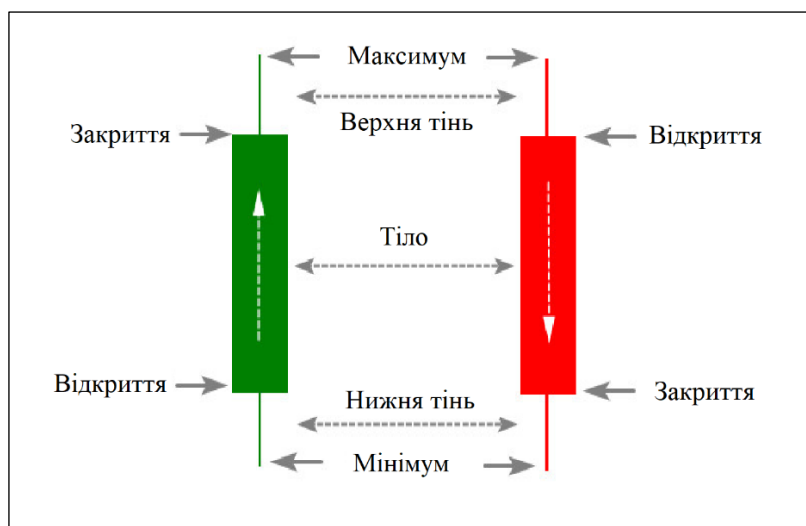


Рисунок 1.9 – Приклад вигляду свічки (Рисунок виконаний самостійно)

Період, протягом якого формується свічка, називається таймфреймом. Він може варіюватися від 1 хвилини до кварталу або навіть року. Якщо у торговому

терміналі налаштувати годинний таймфрейм для графіка біржового активу, кожна свічка на ньому буде показувати зміни ціни протягом однієї години.

Розмір тіла свічок вказує на силу покупців або продавців. Чим більша зростаюча свічка, тим більше покупців на ринку. Чим менша падаюча свічка, тим більше продавців. Торгівля проти цінового руху є ризикованою, коли ринок повністю контролюється продавцями або покупцями.

Тіні свічок можуть вказувати на те, коли покупці або продавці втрачають силу на ринку. Наприклад, якщо спочатку свічка сильно зростала, але до закриття впала, залишивши велику верхню тінь, це означає, що спочатку ринок контролювали покупці, але потім ситуація змінилася, і продавці взяли верх, знизивши ціну.

Моделі, що складаються з однієї або кількох свічок, допомагають прогнозувати подальший рух ціни, дозволяючи вчасно помітити розворот або відновлення тренду. Трейдери навчилися розпізнавати десятки різних фігур (патернів), серед яких є найбільш популярні (див. рис. 1.10).

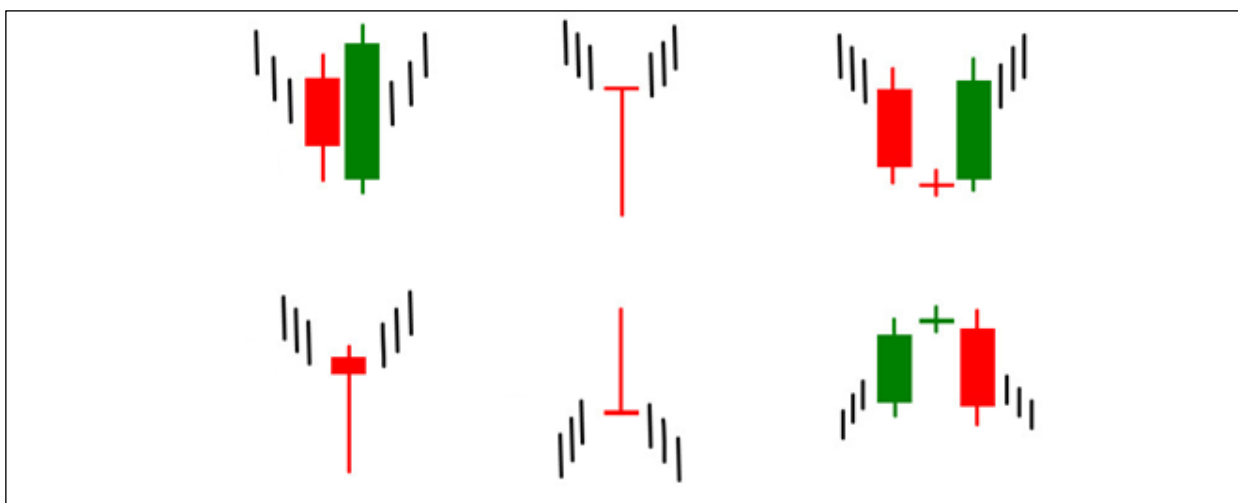


Рисунок 1.10 – Форми патернів свічок (Рисунок виконаний самостійно)

Японські свічки є корисним технічним індикатором, який допомагає інтерпретувати рух цін на графіку. Однак приймати торгові рішення, ґрунтуючись лише на свічках, не рекомендується, оскільки вони можуть давати хибні сигнали. Для точнішого прогнозу трейдери застосовують додаткові інструменти технічного та фундаментального аналізу.

1.4 Технології інтелектуального аналізу даних

Прогнозування фондового ринку – це спроба передбачити майбутню вартість акцій компанії або іншого фінансового інструменту, що торгується на біржі. Успішне прогнозування майбутніх цін акцій може забезпечити значний прибуток для інвесторів.

Один із методів прогнозування майбутніх цін акцій на фондовому ринку включає використання технологій інтелектуального аналізу даних [7][8]. Завдяки розвитку технологій, стало можливим застосування потужностей комп'ютерів для аналізу та прогнозування ринкових трендів.

З поширенням комп'ютерів прогнозування фондового ринку стало технологічно орієнтованим. Найбільш відомі методи включають використання штучних нейронних мереж (ANN) та генетичних алгоритмів (GA) [9]. Штучні нейронні мережі здатні навчатися на великих масивах історичних даних, виявляючи складні патерни, які можуть допомогти у прогнозуванні майбутніх цін. Генетичні алгоритми, в свою чергу, імітують процес природного відбору, щоб знаходити оптимальні рішення для складних завдань, таких як прогнозування цін на фондовому ринку.

Існує багато різновидів нейронних мереж, кожен з яких має свої унікальні властивості та застосування (див. рис. 1.11). Наприклад, рекурентні нейронні мережі (RNN) особливо ефективні для обробки послідовних даних, таких як часові ряди, а згорткові нейронні мережі (CNN) часто використовуються для розпізнавання образів і можуть бути адаптовані для аналізу фінансових даних.

Використання таких методів дозволяє трейдерам і інвесторам отримувати більш точні прогнози і приймати обґрунтовані рішення на ринку [10]. Однак, незважаючи на потужність цих інструментів, жоден метод не може гарантувати стовідсоткової точності, тому для отримання найбільш достовірних результатів доцільно використовувати комбінацію різних підходів та інструментів технічного і фундаментального аналізу.

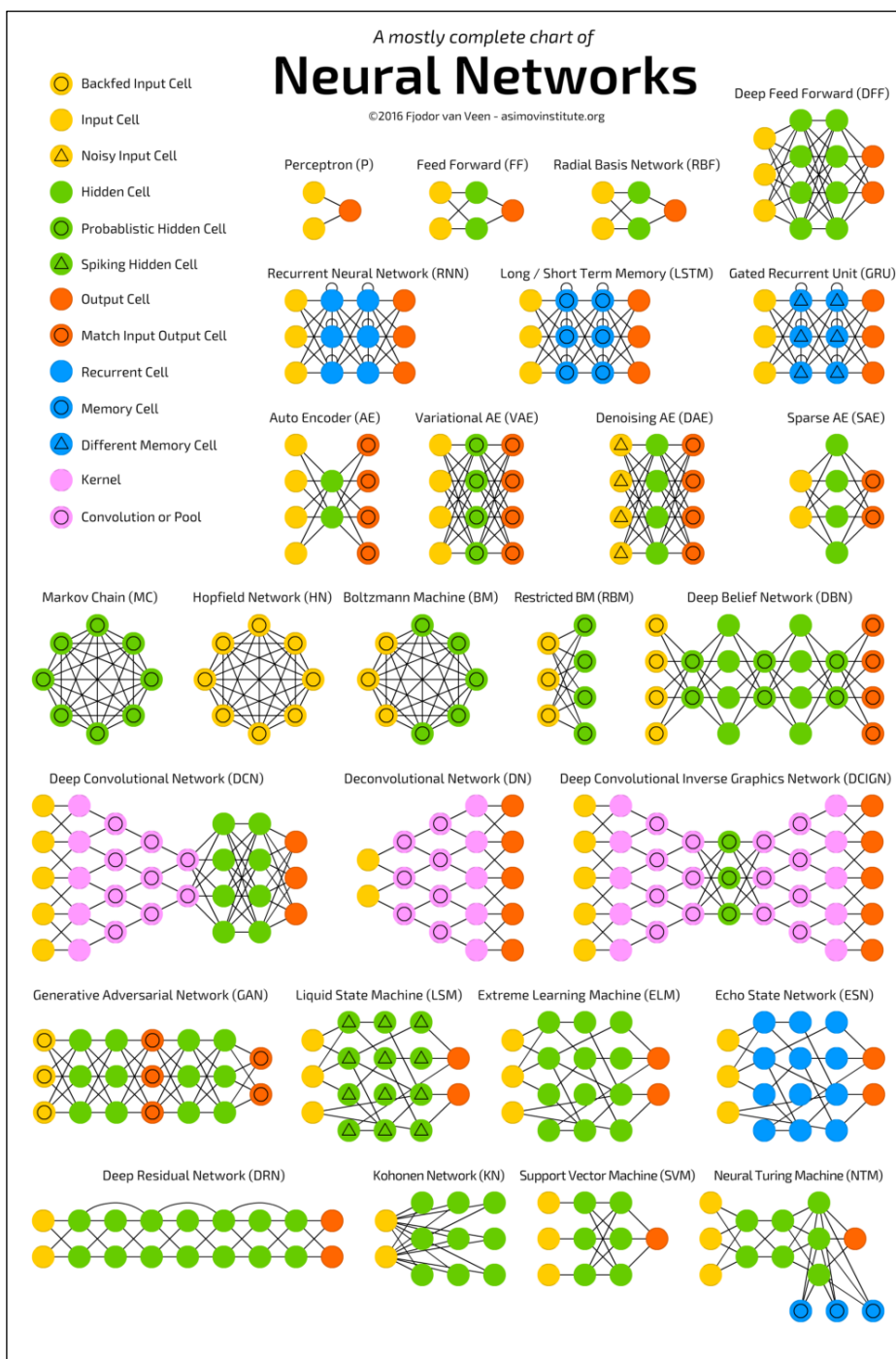


Рисунок 1.11 – Різновиди нейронних мереж (за даними [11])

Моделі від послідовності до послідовності (sequence-to-sequence) є складними нейронними мережами, що складаються з двох рекурентних нейронних мереж (RNN). Вони включають два основні компоненти: кодер і декодер. Кодер обробляє вхідні дані, перетворюючи їх у внутрішнє представлення, тоді як декодер використовує це представлення для генерації

вихідних даних. Ці дві частини можуть працювати паралельно або окремо, з однаковими або різними параметрами.

Кодер і декодер взаємодіють таким чином, що перший етап обробляє всю вхідну інформацію та передає її другому етапу для подальшого перетворення у вихідні дані. Це відрізняє моделі від послідовності до послідовності від звичайних RNN, роблячи їх особливо корисними в тих випадках, коли довжина вхідних даних дорівнює довжині вихідних даних.

Хоча моделі sequence-to-sequence мають ті ж переваги та обмеження, що й традиційні RNN, вони знайшли своє основне застосування в різних галузях, таких як чат-боти, машинний переклад та системи відповідей на запитання. У чат-ботах ці моделі допомагають забезпечити природне і послідовне спілкування з користувачами. У машинному перекладі вони дозволяють точно переводити текст з однієї мови на іншу, враховуючи контекст і структуру речень. У системах відповідей на запитання моделі sequence-to-sequence можуть аналізувати запити користувачів і надавати відповідні відповіді.

Крім цих застосувань, моделі від послідовності до послідовності використовуються також у задачах розпізнавання мови, генерації тексту та інших областях, де важлива обробка послідовних даних. Вони забезпечують гнучкість і точність, що робить їх надзвичайно корисними в сучасних технологіях обробки природної мови.

На рисунку 1.12 наведено приклад роботи моделі sequence-to-sequence, що ілюструє взаємодію між кодером та декодером. Цей приклад показує, як вхідні дані перетворюються та використовуються для генерації відповідних вихідних даних, демонструючи ефективність і практичність такого підходу в різних додатках.

Штучні нейронні мережі (ANN) можна розглядати як аппроксиматори математичних функцій. Найбільш поширеною формою ANN, яка використовується для прогнозування фондового ринку, є мережа прямого поширення, що використовує алгоритм зворотного поширення помилок для оновлення ваг мережі.

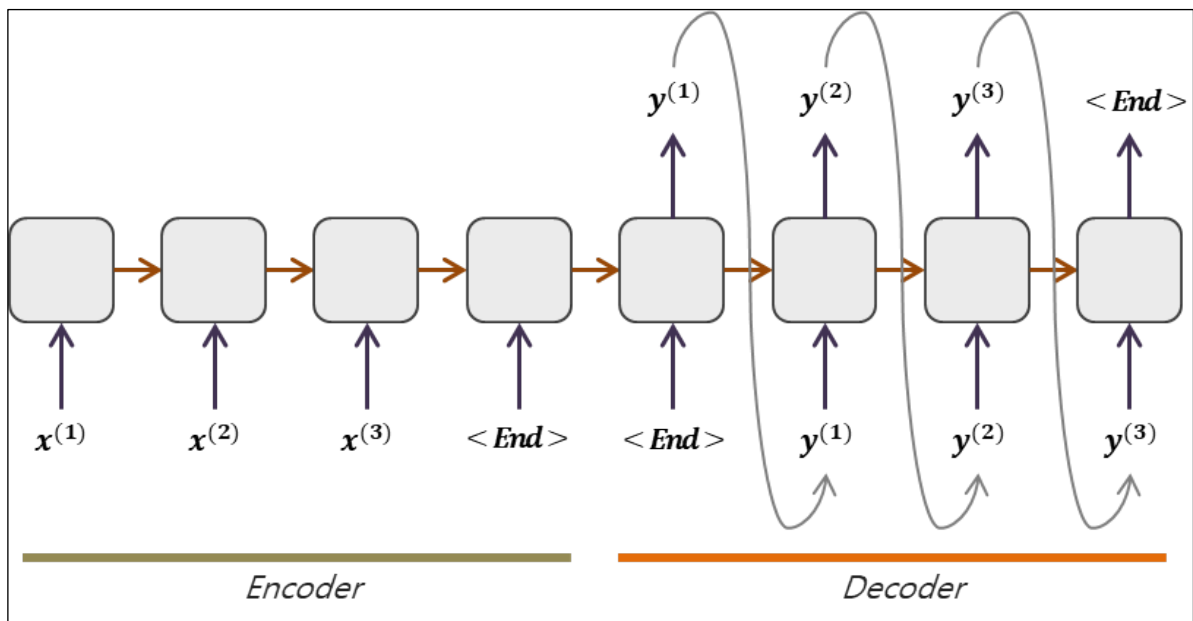


Рисунок. 1.12 – Sequence to sequence models (Рисунок виконаний самостійно)

Ці мережі також відомі як мережі зворотного поширення помилок. Іншою формою ANN, яка краще підходить для прогнозування цін, є рекурентні нейронні мережі (RNN) або нейронні мережі з тимчасовою затримкою (TDNN). Прикладами RNN і TDNN є мережі Елмана, Джордана і Елмана-Джордана.

Для прогнозування цін за допомогою ANN зазвичай використовуються два підходи для прогнозування різних часових горизонтів: незалежний і спільний. У незалежному підході використовується окрема ANN для кожного часового горизонту, наприклад, 1-денний, 2-денний або 5-денний. Перевага цього підходу полягає в тому, що помилка прогнозу мережі для одного горизонту не вплине на помилку для іншого, оскільки кожен часовий горизонт є унікальною задачею. Проте, спільний підхід передбачає використання кількох часових горизонтів одночасно. У цьому підході помилка прогнозування для одного часового горизонту може впливати на помилку іншого, що може знизити загальну продуктивність. Крім того, спільний підхід вимагає більше параметрів, що підвищує ризик перенавчання.

Штучні нейронні мережі (ANN) часто використовуються як алгоритмічна база для вирішення подібних завдань. Серед найбільш відомих типів нейронних мереж, що зарекомендували себе, можна виділити:

- мережі зворотного поширення помилок: ці мережі ефективно навчаються на основі помилок, коригуючи свої ваги, щоб зменшити похибки в прогнозах;
- рекурентні нейронні мережі (RNN): вони особливо ефективні для обробки послідовних даних, таких як часові ряди, і можуть враховувати попередню інформацію в серії даних (див. рис. 1.13);
- нейронні мережі з тимчасовою затримкою (TDNN): ці мережі використовують затримки для обробки тимчасових залежностей у даних, що дозволяє їм враховувати послідовність подій у часі.

ANN також використовуються для інших завдань, таких як класифікація, розпізнавання образів і мови, що демонструє їхню універсальність і ефективність. Їх застосування в прогнозуванні фондового ринку базується на здатності аналізувати великі обсяги даних і виявляти складні патерни, що робить їх незамінними інструментами для сучасних трейдерів і фінансових аналітиків.

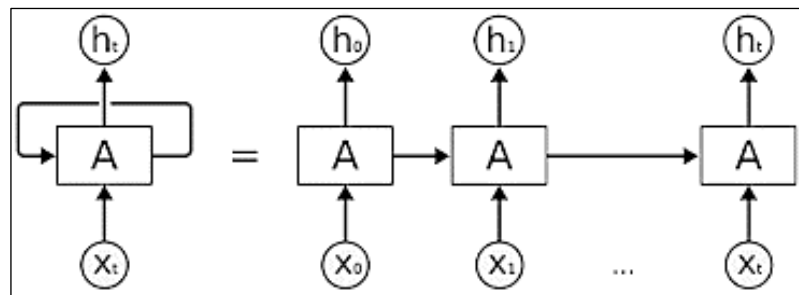


Рисунок 1.13 – Структура рекурентної мережі (Рисунок виконаний самостійно)

Рекурентні нейронні мережі (RNN) часто використовуються для завдань прогнозування, зокрема у фінансовій сфері [12]. Оскільки ціни на акції є часовими рядами, для їхнього прогнозування необхідно враховувати попередні значення, що дозволяє побудувати більш точні прогнози на основі історичних даних. У таких випадках зазвичай застосовується метод ковзного вікна, який включає використання певного інтервалу минулих даних для прогнозування майбутніх значень.

Для вирішення таких завдань особливо ефективними є нейронні мережі з довгою короткостроковою пам'яттю (LSTM). Цей тип мережі є різновидом

рекурентних нейронних мереж, але він розроблений для подолання обмежень стандартних RNN, зокрема проблеми зникнення градієнта, що часто виникає при роботі з довгими часовими рядами. LSTM-мережі мають спеціальні осередки пам'яті, які дозволяють їм зберігати та використовувати інформацію на триваліших часових інтервалах, що робить їх особливо корисними для прогнозування фінансових даних.

Використання LSTM-мереж у задачах прогнозування має кілька ключових переваг. По-перше, вони можуть ефективно обробляти та аналізувати великі обсяги послідовних даних, що дозволяє їм виявляти складні патерни та залежності, які не завжди очевидні при використанні інших методів. По-друге, LSTM-мережі здатні адаптуватися до змін у часових рядах, що робить їх більш стійкими до різких коливань ринку.

Крім того, LSTM-мережі можуть бути інтегровані з іншими моделями та алгоритмами, такими як ковзне середнє або інші методи технічного аналізу, для підвищення точності прогнозів. Вони також можуть використовуватися в комбінації з методами фундаментального аналізу, що дозволяє враховувати макроекономічні фактори та інші зовнішні впливи на ринок.

Загалом, LSTM-мережі відкривають широкі можливості для покращення прогнозування фінансових ринків. Вони допомагають трейдерам та аналітикам приймати більш зважені рішення, спираючись на глибше розуміння ринкових трендів та цінової динаміки. У майбутньому розвиток та вдосконалення таких технологій, ймовірно, сприятимуть ще більшій точності та ефективності фінансових прогнозів, забезпечуючи нові інструменти для успішної торгівлі та інвестування.

1.5 Постановка задачі

Прогнозування фондового ринку має значення не тільки для отримання прибутку окремими учасниками, але й для підвищення ефективності та стабільності фінансового сектору та економіки в цілому через збільшення ліквідності. Це створює більше можливостей як для тих, хто потребує капіталу,

так і для тих, хто хоче примножити свої інвестиції. Метою цієї роботи є порівняння існуючих методів та інструментів для прогнозування фінансових трендів і цінових рухів.

Рішення цієї задачі складається з кількох етапів:

- аналіз різних методів глибинного навчання, бібліотек та інструментів; які доступні у відкритому доступі, для можливого застосування;
- пошук даних для навчання і тестування моделей;
- програмна реалізація моделі;
- візуальне представлення результатів.

Кінцевим результатом буде порівняльний аналіз програмних комплексів для прогнозування цін на фінансових ринках, оцінка їх швидкості роботи та рекомендації щодо їх використання.

На сьогодні існує кілька мов програмування, які добре підходять для задач моделювання з використанням нейронних мереж.

2 ОПИС ПРИЙНЯТИХ ПРОГРАМНИХ РІШЕНЬ

2.1 Вибір інструментів для вирішення поставленої задачі

Перевагами, які має важливий вплив, є безкоштовність середовища розробки та популярність конкретної мови програмування. Найбільш підходящою для вирішення даної задачі є мова програмування Python, яка входить до списку найбільш вживаних мов у програмуванні. Її застосування розповсюджене у різних сферах, зокрема в обробці даних, завдяки простому синтаксису. Python має значну активну спільноту та підтримку з боку різних ресурсів.

Не обов'язково створювати власні моделі з нуля, оскільки існують готові рішення, зокрема базовані на різних бібліотеках. Особливо варто відзначити бібліотеку TensorFlow, яка дозволяє зосередитися на бізнес-логіці та архітектурі нейронної мережі. Вона також надає можливість візуалізації графів навченої мережі та використання ресурсів GPU для прискорення розрахунків.

У контексті торгівлі на біржі в режимі реального часу, швидкість обчислень відіграє важливу роль. Часто фізичне розташування обчислювальної техніки може впливати на результати. Однак, при відсутності мережевих затримок, можна розглядати альтернативні напрямки. Використання Python для написання бізнес-логіки програмного забезпечення, разом з інтеграцією TensorFlow, може прискорити виконання ресурсомістких завдань порівняно з рішеннями, повністю написаними на Python.

Крім того, існують методи прискорення виконання коду на Python шляхом векторизації обчислень. При досягненні всіх можливих прискорень, розглядається переписування відлагоджених алгоритмів на C++ з подальшим використанням SIMD операцій. Однак, оптимізацію доцільно проводити, коли мережеві затримки значно менші, ніж затримки обчислень.

2.2 Бібліотеки обрані для побудови застосунку

Для вирішення поставлених задач були використані наступні бібліотеки.

TensorFlow – це бібліотека, розроблена Google спеціально для навчання нейронних мереж. Ви можете оцінити ефективність TensorFlow на прикладі голосового помічника або у грі "Quick, Draw". Ця бібліотека використовує багаторівневу систему вузлів для обробки великої кількості даних, що розширює область її використання далеко за межі наукового дослідження.

Matplotlib – це одна з найпотужніших та продуктивних бібліотек для візуалізації. Завдяки їй та інструменту Jupyter Python конкурує з Mathcad, Mathematica та MATLAB. Matplotlib - це низькорівнева бібліотека, для створення кінцевого зображення потрібно написати значну кількість коду.

SciKit-Learn – це комплекс інструментів для обробки зображень та роботи з алгоритмами штучного інтелекту. Вона базується на бібліотеці SciPy та містить реалізації алгоритмів машинного навчання. Основною перевагою SciKit є висока продуктивність та якісна документація.

Pandas – це пакет, який дозволяє працювати з числовими таблицями та часовими рядами. Він базується на NumPy. За допомогою цього пакету можна виконувати маніпуляції не тільки з даними, а також зручно відображати їх.

3 МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕНЬ

3.1 Методологія теоретичних досліджень

Для проведення досліджень необхідно створити такі математичні моделі, які можна адаптувати до вхідних історичних торгових даних, а результати яких будуть представляти ціни або торгові рішення. Вхідні дані представлені масивами, де кожен елемент відображає стан ринку на певному часовому інтервалі, містить ціни відкриття і закриття (на початку та в кінці інтервалу), мінімальні та максимальні ціни і обсяг торгів.

Вихідні дані моделі залежно від експерименту можуть складатися з одного елемента або масиву цін, які слідує одразу після закінчення поданого діапазону, або ж з одного елемента або масиву дій, які необхідно виконати одразу після закінчення діапазону. Дії представляють собою торгові рішення щодо купівлі або продажу, які можна описати чисельно: негативні числа означають продаж активу обсягом, що відповідає абсолютній величині цього числа, а позитивні числа – купівлю активу на суму, що відповідає значенню числа.

Вхідні ціни і обсяги, вихідні ціни і дії відносяться до нескінченного діапазону чисел, тому завдання зводиться до регресійного аналізу. Оскільки обсяг даних великий, звичайного Excel буде недостатньо, і доцільно використовувати програмні регресійні моделі або створювати власні. Наприклад, можна використовувати лінійні шари нейронних мереж, RNN, GRU або LSTM. Останній працює найшвидше та генерує точнішу модель, тому його використання може бути достатнім. Проте, незважаючи на похвали, можливо, в іншій конфігурації аналогічна модель буде кращою.

3.1 Вихідні дані

Математичні методи, які використовуватимуться в дослідженні, являють собою алгоритми над регресійними моделями. На вхід цих моделей подаються масиви даних за часовими проміжками, а на виході отримуємо або ціни, або дії (кожен математичний метод дає один із цих результатів). Далі отримані ціни

передаються в алгоритм прийняття рішень, який повертає торгові дії. Ці дії (результат моделі або алгоритму прийняття рішень) симулюються на історичних даних, і ми отримуємо значення капіталу в різні моменти часу. На основі цих значень капіталу виконується розрахунок ефективності, що представляє значення функції витрат, яка сформована відповідно до інтерфейсу моделі і відображає критерій ефективності. Потім у нейронних мережах проводиться обчислення та застосування градієнту для корекції ваг мережі, таким чином здійснюючи тренування.

Щоб отримати корисні результати з цих математичних методів для використання в реальних умовах і досягнення певної користі, достатньо подати нові актуальні дані та отримати прогноз (торгові рішення), які рекомендується застосувати.

В якості критерію ефективності моделей дослідження можна використовувати фінансову ефективність, що розраховується за формулою 3.1:

$$\varphi = \frac{\max(0, b)}{a} - 1 \quad (3.1)$$

де a – початковий капітал до початку проведення торгів;

b – кінцевий капітал після проведення торгів.

Значення цього критерію можуть бути негативними (але не меншими за -1, оскільки біржі не допускають негативний капітал). У такому випадку торги призводять до збитків (втрати частини або всього вкладеного капіталу). Особливим випадком є значення критерію -1, що означає повну втрату капіталу. Існує суворе припущення, що це значення буде часто з'являтися під час експериментів. Загалом, модель, яка отримує такий показник, має високу ймовірність повторити цей результат при значній зміні своєї поведінки. В залежності від реалізації моделей, у такому випадку градієнт для зміни ваг може

містити пусті або нульові значення, що не змінить ваги після епохи тренування, через що модель може виявитися в тупиковому стані.

Щоб уникнути такої поведінки, пропонується ввести критерій ефективності з урахуванням величини капіталу протягом усього періоду. Точно цей критерій можна представити за допомогою такої формули 3.2:

$$\varphi_{acc} = \frac{\int_s^f \max(0, b(t)) dt}{a \cdot (f - s)} - 1 \quad (3.2)$$

де $b(t)$ – функція, що відображає величину капіталу в часі;

s – час початку торгів;

f – час завершення торгів;

a – початковий капітал.

Оскільки таке формулювання важко застосувати у нашому випадку (функція величини капіталу з часом представлена явними значеннями, що робить інтегрування менш доцільним), формулу 3.3 можна спростити для явних обчислень:

$$\varphi_{acc} = \frac{\sum_{t=1}^N \max(0, b_t)}{a \cdot N} - 1 \quad (3.3)$$

де N – кількість торгових часових інтервалів;

a – початковий капітал;

b_t – величина капіталу в часовому інтервалі t .

Алгоритм прийняття торгових рішень можна описати таким чином. Для кожного прогнозованого часового інтервалу, якщо ціна відкриття перевищує ціну закриття в цьому інтервалі, то обсяг торгового рішення буде (формула 3.4):

$$y_s = -\frac{a}{h - o + m + i'} - 1 \quad (3.4)$$

де a – капітал на початку часового інтервалу;

o – ціна на початку часового інтервалу;

h – максимальна ціна протягом часового інтервалу;

m – абсолютна величина ціни, що відображає маржу між цінами купівлі та продажу на одиницю торгового рішення;

i – величина вкладених коштів на одиницю торгового рішення.

Якщо ціна відкриття перевищує ціну закриття, то ця величина буде (формула 3.5):

$$y_b = \frac{a}{o - l + m + i'} \quad (3.5)$$

де a – капітал на початку часового інтервалу;

o – ціна на початку часового інтервалу;

l – найнижча ціна протягом часового інтервалу;

m – абсолютна величина ціни, що представляє маржу між цінами купівлі та продажу на одиницю торгового рішення;

i – сума вкладених коштів на одиницю торгового рішення.

Якщо ціни закриття та відкриття дорівнюють одна одній або мають різницю менш ніж на m , краще утриматися від торгівлі, оскільки можна зазнати збитків у розмірі $m - |o - c|$, де c – ціна на момент закриття часового інтервалу (ціна закриття).

Значення $y_s < 0$ вказує на торгове рішення з продажу активів, тоді як значення $y_b > 0$ вказує на рішення з купівлі.

Цей же алгоритм можна використовувати для попередньої генерації цільових значень іншого математичного апарату. В цьому випадку на вхід

подаються ті ж самі дані, цільовими значеннями слугують обчислені найкращі торгові рішення, а на виході моделі отримуються торгові рішення, які далі обробляються тим же способом, як і в попередньому математичному апараті.

Таким чином, навіть при мінімальних відхиленнях цін відкриття та закриття, застосування цього алгоритму дозволяє уникнути збитків і забезпечити стабільну роботу торгової стратегії.

4 ПЛАНУВАННЯ ПРОВЕДЕННЯ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

4.1 Методологія проведення експерименту

У кожному експерименті виконуються наступні етапи:

- форматування даних відповідно до вимог моделі;
- розподіл даних на тренувальні, валідаційні й тестувальні набори у співвідношенні 8:1:1. Історичні дані поділяються по часу таким чином: перші 80% для тренування, наступні 10% для валідації та останні 10% для тестування;
- виконання валідаційного тренування. На кожній епосі перевіряється, чи натренувалася модель, шляхом оцінки фінансової ефективності на валідаційній частині датасету. Тренування зупиняється, якщо протягом певної кількості епох не досягнуто кращої моделі;
- тестування отриманої моделі на тестувальній частині датасету та в реальних умовах.

Перед початком епох необхідно визначити ефективність на валідаційному датасеті для можливого подальшого порівняння у пункті г.

Не рекомендується використовувати для тренування дані, новіші за валідаційні або тестові, оскільки це може суттєво спотворити точність перевірки теоретичних положень і не відповідатиме реальним умовам. Заборонено використовувати валідаційні або тестові дані для тренування, оскільки подальша перевірка втратить сенс і не відповідатиме реальним умовам. Також не можна проводити валідацію на тестових даних, адже це призведе до хибного уявлення про лабораторну ефективність.

Дані на етапі а можуть мати різну кількість часових проміжків і різну тривалість цих проміжків, тому вхідний шар моделей потрібно модифікувати відповідно до встановленого розміру вхідних даних.

Крім того, пункт а включає визначення реальних біржових умов торгівлі (комісія, маржа, частка інвестування власних коштів тощо) для їх подальшого використання під час тренування.

4.2 Технічні характеристики програмного забезпечення

У даному дослідженні програмним забезпеченням є торговий бот, який отримує поточний стан ринку, зберігаючи кешовані дані про останні подібні стани в хронологічному порядку, і видає торгові рішення (купівля, продаж або утримання) певного розміру для негайного застосування з метою підвищення ефективності.

Виходячи з цього, специфікації для торгового бота включають:

- швидкість створення бота повинна бути меншою за тривалість тестової частини датасету, це значення слід тримати мінімальним для швидкого перенавчання/доопрацювання з новими даними;
- час прийняття рішень не повинен перевищувати 1% від тривалості базових часових проміжків, на яких була тренувана модель і на яких зараз ведуться торги;
- торговий бот може застосовуватися на торгах з такою ж тривалістю базових часових проміжків, як і при тренуванні; застосування на інших проміжках може значно знизити ефективність;
- торговий бот повинен використовуватися тільки для тих інструментів, на яких було проведено тренування (наприклад, та ж валютна пара);
- використання оперативної пам'яті не повинно перевищувати 8 ГБ;
- у разі необхідності використання відеокарти, бот повинен відповідати вказаним вище вимогам при використанні графічних прискорювачів;
- використання дискового простору не повинно перевищувати 20 ГБ;
- торговий бот повинен ефективніше використовувати надані комп'ютерні та фінансові ресурси порівняно з альтернативними сценаріями, особливо якщо останні мають менші фінансові ризики.

4.3 План проведення експериментів

Для кожного математичного апарату буде проведено окремий експеримент, який включатиме наступні етапи:

- підготовка даних для подачі в модель, включаючи поділ на тренувальну, валідаційну та тестувальну частини;
- модель проходить етап "тренування з валідацією", отримуючи тренувальний датасет з діапазонами станів ринку або найкращих дій (залежно від конкретного математичного апарату експерименту);
- модель генерує прогнозовані цільові значення;
- якщо цільовими значеннями є ціни, вони проходять через алгоритм прийняття торгових рішень, після чого отримуються відповідні дії;
- якщо цільовими значеннями є дії, вони симулюються для отримання значень капіталу на різних часових проміжках;
- застосовується критерій ефективності (залежно від моделі), розраховується функція втрат, обчислюються градієнти для нейронних мереж і застосовуються або виконуються інші тренувальні заходи для різних типів моделей;
- аналогічно визначається ефективність на валідаційній частині датасету;
- якщо показник ефективності не покращується протягом заданої кількості епох (заданого порогу терпимості), тренування припиняється, і відновлюється та модель, яка показала найкращу ефективність на валідаційному датасеті. Інакше тренування продовжується;
- виконується лабораторне тестування на тестувальній частині датасету з визначенням лабораторної фінансової ефективності моделі;
- якщо лабораторна фінансова ефективність позитивна і дослідження є масштабним, здійснюється інтеграція торгового бота, створеного на основі цієї моделі, у торгову платформу на демо-рахунок для оцінки реальної фінансової ефективності.

4.4 Характер експериментальних помилок та невизначеностей

Експериментальні похибки відобразатимуться у різниці між лабораторними та реальними показниками ефективності. Ця відмінність може

бути спричинена новими політиками, загальною зміною поведінки трейдерів та іншими невизначеними факторами. У випадку отримання неповних даних (пустих, невизначених) необхідно дотримуватися тієї ж стратегії, що і під час тренування: якщо такі дані видалялися з датасету, то в реальних умовах торги на таких даних не виконуються.

Ще одним фактором, що спричиняє експериментальні помилки, є ігнорування часу прийняття рішень моделлю та швидкості відгуку торгової платформи. Це може значно вплинути на реальну фінансову ефективність деяких моделей, особливо дуже повільних, оскільки ринкова ситуація може змінитися до моменту виконання торгового рішення.

4.5 Характер випадкових помилок та невизначеностей

Випадкові помилки виникають через непередбачувані торгові рішення учасників ринку. Вони впливають на діапазон значень як реальної, так і лабораторної ефективності з часом. Ці похибки можуть бути настільки значними, що заважатимуть здійснювати ефективну торгівлю. У такому випадку навіть валідаційна ефективність може виявитися негативною, що вже на цьому етапі свідчитиме про недієвість підходу та необхідність зміни тактики.

4.6 Аналіз розмірностей даних під час планування та проведення експериментів

Розмір вхідних даних залежить від обраного набору даних. У базовому випадку на кожен часовий проміжок припадає 4 числові значення цін (відкриття, закриття, мінімальна та максимальна) та числове значення обсягу торгів. Для більш точного прогнозування бажано подавати на вхід модель кілька часових проміжків одночасно, причому ці проміжки повинні йти послідовно.

Додатково можна включити дату і час, але це може збити модель і знизити точність, особливо якщо використовувати конкретний рік, який не повторюватиметься. Проблема також полягає в поданні часових значень у бінарному вигляді, що додає 12 значень за місяцями, 31 за днями, 24 за годинами

і, в залежності від тривалості базових проміжків, до 60 значень за хвилинами. Це значно збільшує розмірність даних, що може знизити концентрацію моделі на корисних даних і призвести до перенавчання (overfitting).

Також важливо враховувати, що історичні дані обмежені часом початку торгів на біржах. Для короткострокової торгівлі можна обрати хвилинні проміжки, що забезпечить великий розмір датасету для тренування і може підвищити ефективність. З іншого боку, короткострокова торгівля може бути не вигідною через комісії, тому оптимізація тривалості базового часового проміжку залишається важливим параметром, який напряму впливає на розмір датасету.

Є гіпотеза, що позитивний ефект може дати збір даних про обсяги виставлених торгів по кожній ціні на кожному часовому проміжку, оскільки ці дані безпосередньо пов'язані з предметною областю. Проте є кілька проблем, пов'язаних з використанням таких даних:

- дані потрібно збирати в режимі онлайн;
- зберігання даних має бути обмеженим і дискретизованим, оскільки кількість виставлених торгів необмежена;
- торги відбуваються на різних біржах, де ціни більш-менш рівні завдяки трейдерам, тому ситуації можуть відрізнятися на різних біржах одночасно;
- модель необхідно удосконалити для обробки таких необмежених у значеннях і розмірах даних.

4.7 Аналіз результатів серії випробувань

Перші результати ефективності можна отримати під час виконання епох валідації після кожної епохи тренування. Хоча валідація може відображати лише частковий ідеальний варіант, якщо навіть на цьому етапі не вдається досягти позитивної ефективності, то це не буде можливим ні при лабораторному тестуванні, ні тим більше в реальних умовах.

Тестова частина датасету виділяється окремо з важливою метою – валідаційна частина слугує для визначення моделі з піковою ефективністю. Тестова частина не бере участі у процесі тренування і використовується після тренувальної та валідаційної частин. Вона відображає лабораторну фінансову ефективність тренуваної моделі з піковою ефективністю. Якщо на цьому етапі ефективність негативна, то не варто очікувати позитивну ефективність у реальних умовах.

Якщо ж лабораторна фінансова ефективність моделі є позитивною, можна продовжити експеримент і перевірити модель у реальних умовах, інтегрувавши торгового бота на основі цієї моделі в торгову платформу з використанням демо-рахунку. Якщо й на цьому етапі ефективність позитивна, тоді результати можна спробувати застосувати для вирішення реальних завдань.

4.8 Вимірювання результатів тестування

Результати тестування оцінюються за критерієм базової (не акумульованої) фінансової ефективності. Цей критерій показує, наскільки збільшено початковий капітал. Якщо значення критерію негативне, це означає збитки, і можна вважати, що обраний математичний апарат непридатний для використання в реальних умовах (тестування провалено). Якщо ж показник ефективності позитивний, це свідчить про прогнозований приріст капіталу (тестування пройдено).

4.9 Аналіз отриманих результатів, їх практична застосовність

Після завершення дослідження і вимірювання результатів тестування визначається показник фінансової ефективності для кожного математичного апарату (для кожної моделі та алгоритмів, що використовуються з нею). Апарат, який показує позитивну ефективність, вважається придатним для використання. Ступінь його придатності визначається не лише значенням ефективності, але й конкурентоспроможністю – перевагою ефективності математичного апарату над іншими фінансовими інструментами за приростом капіталу за той же період, з урахуванням ризиків.

Навіть якщо моделі показують негативну ефективність, це все одно надає корисну інформацію про застосовані методи штучного інтелекту та формати даних, а також про те, які з них краще працюють в певних умовах. Оскільки ціни мають значну частку випадковості, ми отримуємо такі характеристики методів машинного навчання:

- стабільність прийняття рішень (прогнозів), включаючи наявність кардинальних рішень, які можуть раптово провалити все, та стійкість до незвичних значень (outliers);
- швидкість тренування;
- пікова точність моделі під час тренування;
- здатність розпізнавати основні аргументи (наприклад, першочергово орієнтуватися на ціни, а не на дати, що може швидко призвести до перенавчання – overfit).

Аналіз подання даних різних форматів та джерел дозволяє:

- набути досвіду в управлінні точністю моделі шляхом видалення зайвих і перетворення існуючих даних;
- зрозуміти, як правильно застосовувати суміжні дані (наприклад, дату і час) до даних предметної області для підвищення точності;
- отримати уявлення про подання даних, залежних від часу, представлених на певному часовому діапазоні.

5 РОЗРОБКА МОДЕЛІ

5.1 Вихідні данні

Як джерело даних було використано сайт Yahoo:

<https://finance.yahoo.com/quote/TSLA/history?p=TSLA>.

Ресурс забезпечує зручне завантаження даних про акції. Для роботи було обрано дані про коливання акцій компанії Tesla за останній рік (див. рис. 5.1).

Tesla, Inc. (TSLA)						
175.00 +0.23 (+0.13%) 174.95 -0.05 (-0.03%)						
Jun 06, 2023 - May 06, 2024						
Date	Open	High	Low	Close	Adj. Close	Volume
May 3, 2024	182.10	184.78	178.42	181.19	181.19	75,491,500
May 2, 2024	182.86	184.60	176.02	180.01	180.01	89,148,000
May 1, 2024	182.00	185.86	179.01	179.99	179.99	92,829,700
Apr 30, 2024	186.98	190.95	182.84	183.28	183.28	127,031,800
Apr 29, 2024	188.42	198.87	184.54	184.05	184.05	243,889,700
Apr 26, 2024	168.85	172.12	166.37	168.29	168.29	109,815,700
Apr 25, 2024	158.96	170.88	158.36	170.18	170.18	126,427,500
Apr 24, 2024	162.84	167.97	157.51	162.13	162.13	181,178,000
Apr 23, 2024	143.33	147.26	141.11	144.68	144.68	124,545,100
Apr 22, 2024	140.56	144.44	138.80	142.05	142.05	107,097,600
Apr 19, 2024	148.97	150.94	146.22	147.05	147.05	86,005,500
Apr 18, 2024	151.25	152.20	148.70	149.93	149.93	96,098,800
Apr 17, 2024	157.64	158.33	153.78	155.45	155.45	82,439,700
Apr 16, 2024	156.74	158.19	153.75	157.11	157.11	97,000,000

Рисунок 5.1 – Коливання акцій компанії Tesla (Рисунок виконаний самостійно)

5.2 Розробка програми

Для обробки даних використовувалися середовище розробки Jupyter та мова програмування Python. Спочатку дані були завантажені, а потім побудовано графік коливання цін акцій на момент закриття ринку (див. рис. 5.2):

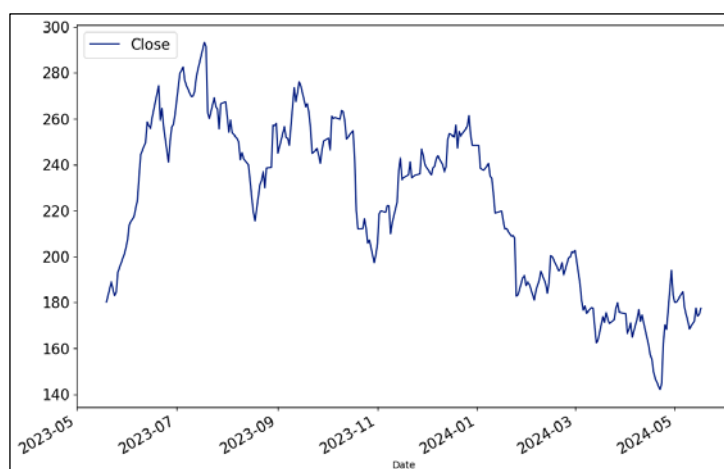


Рисунок 5.2 – Щоденні Close ціни компанії Tesla за останній рік (Рисунок виконаний самостійно)

Бібліотека `pandas` пропонує зручні вбудовані методи для обчислення та відображення ЕМА та SMA.

Створимо гістограми для SMA та ЕМА (див. рис. 5.3 та рис. 5.4):

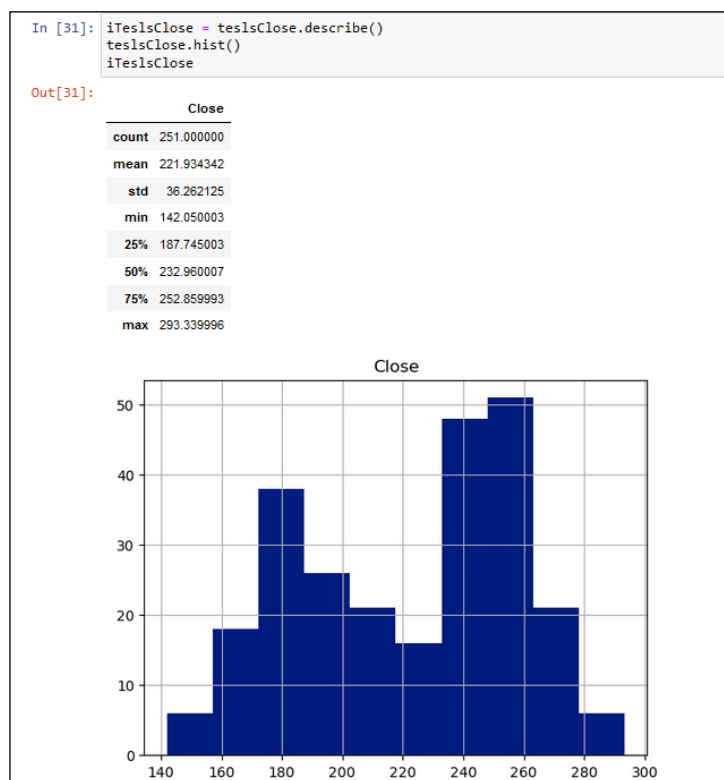


Рисунок 5.3 – Гістограми SMA та ЕМА (Рисунок виконаний самостійно)

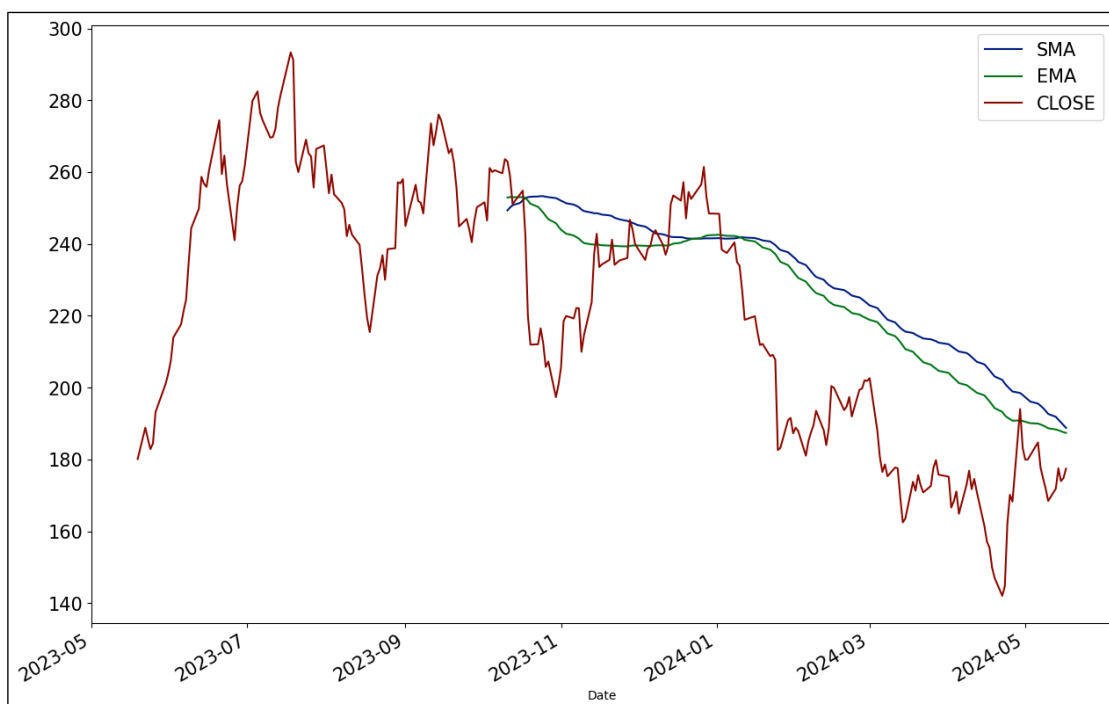


Рисунок 5.4 – Графіки SMA та ЕМА (Рисунок виконаний самостійно)

Однією з відомих стратегій купівлі та продажу акцій є так звана ABCD стратегія [13]. Кожен шаблон має як бичачий, так і ведмежий варіант. Бичачі моделі допомагають визначити більш високі ймовірності для купівлі або входу в "довгу" позицію. Ведмежі шаблони сигналізують про можливості для "коротких" позицій або продажу. Кожна точка повороту A, B, C та D представляє значний максимум або мінімум на графіку цін. Ці точки визначають три послідовні коливання цін або тенденції, що складають три частини моделі, звані ніжками AB, BC і CD (див. рис. 5.5).



Рисунок 5.5 – Схематичне зображення принципу дії стратегії ABCD
(за даними [13])

Результат використання стратегії ABCD можна побачити на рисунку 5.6.

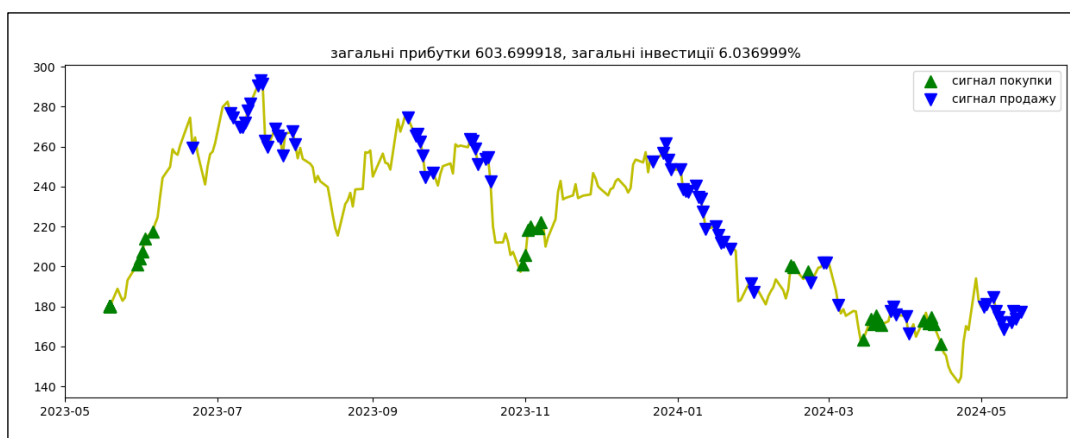


Рисунок 5.6 – Результат застосування стратегії ABCD на річному наборі даних
(Рисунок виконаний самостійно)

Варто зазначити, що ця стратегія чутлива до масштабу даних і залежить від конкретної ситуації та потреб. При зменшенні вибірки до 3 місяців, стратегія не показала прибутковості на цих даних (див. рис. 5.7).

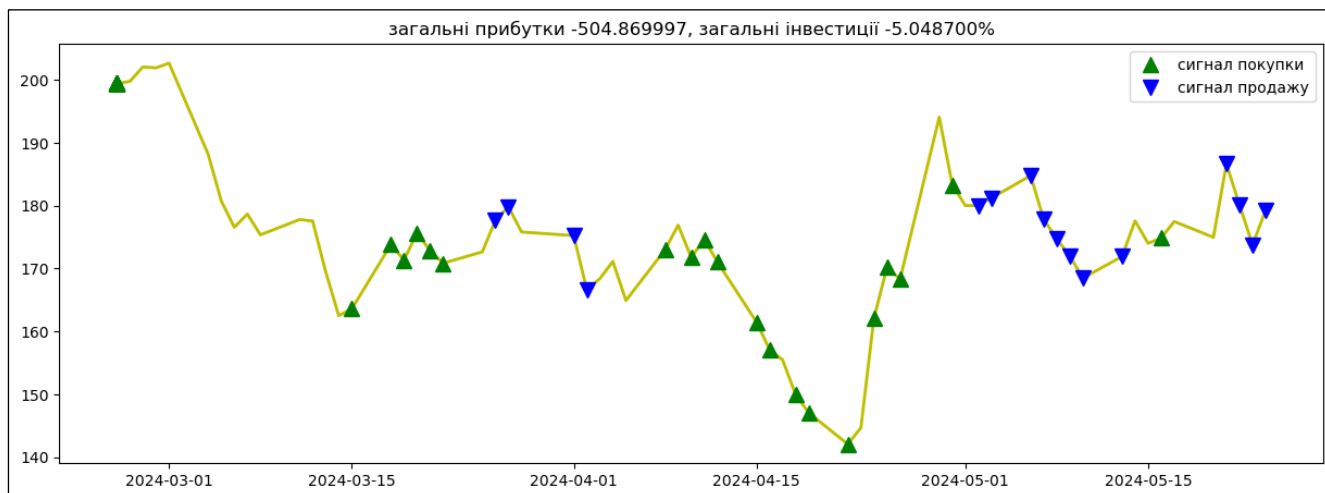


Рисунок 5.7 – Результат застосування ABCD стратегії на даних за 3 місяці
(Рисунок виконаний самостійно)

Також корисно застосувати модель глибокого навчання. Прибуток, який потенційно можна було б отримати за рік, значно перевищує прибуток від стратегії ABCD. Однак, явним недоліком такого підходу є швидкість навчання – на річній вибірці даних виконання цієї моделі в 30 разів повільніше порівняно з ABCD стратегією (див. рис. 5.7).

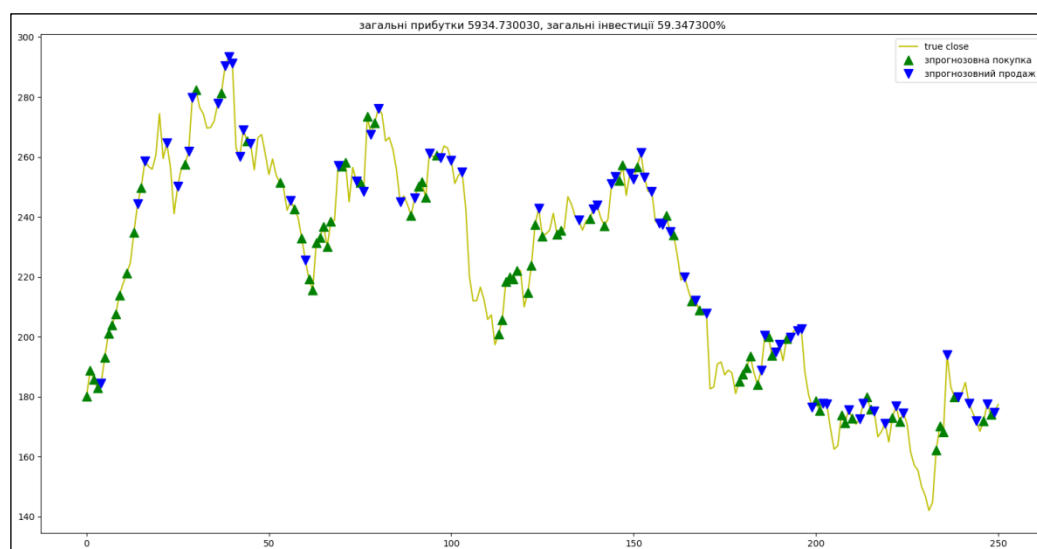


Рисунок 5.7 – Результат застосування стратегії з глибоким навчанням (Рисунок виконаний самостійно)

Поки що були застосовані стратегії купівлі та продажу на наявних даних, але найперспективнішими є ті, що базуються на можливості прогнозувати майбутні ціни акцій.

Для цього можна використовувати готові реалізації відомих алгоритмів глибокого навчання з бібліотек Python, таких як xgboost та sklearn:

```
xgboost.XGBRegressor
from sklearn.ensemble import *
ada = AdaBoostRegressor(n_estimators=500, learning_rate=0.1)
bagging = BaggingRegressor(n_estimators=500)
et = ExtraTreesRegressor(n_estimators=500)
gb = GradientBoostingRegressor(n_estimators=500, learning_rate=0.1)
rf = RandomForestRegressor(n_estimators=500)
```

Поєднали ці алгоритми з архітектурою бібліотеки TensorFlow [14][15][16] та отримали наступний графік, на якому видно, що всі моделі майже точно повторюють тренд даних з основного джерела (див. рис. 5.8).

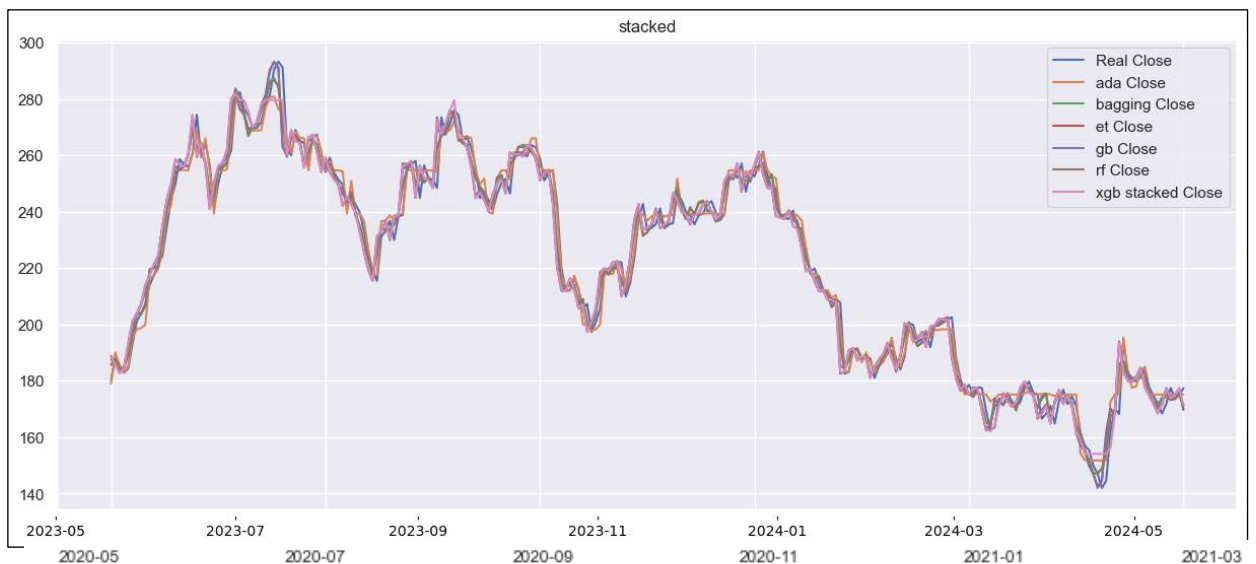


Рисунок 5.8 – Графік порівняння реальних даних із даними, отриманими від навчених моделей (Рисунок виконаний самостійно)

Складнощі виникають, коли навчені моделі використовуються для прогнозування даних. В таких випадках використовується модель оптимізації Walk Forward Optimisations (WFO) (див. рис. 5.9).

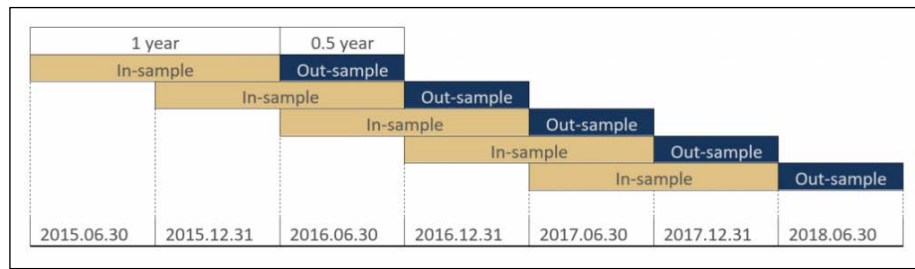


Рисунок 5.9 – Walk Forward Optimisations (за даними [17])

Ось кроки для запуску оптимізації:

- отримання всіх відповідних даних;
- розбивання даних на кілька частин;
- запуск оптимізації, щоб знайти найкращі параметри для першого фрагмента даних (першого в вибірці);
- застосування цих параметрів до другої частини даних (першої поза вибіркою);
- запуск оптимізації, щоб знайти найкращі параметри для наступних даних вибірки;
- застосування цих параметрів до наступних даних без вибірки;
- повторення, поки не покриються всі фрагменти даних;
- порівняння результатів всіх даних, що не належать до вибірки.

На рисунку 5.11 зображений приклад тесту моделей за допомогою WFO. Вибірка для тренування була скорочена на 20 днів, після навчання, робимо прогноз даних за скорочений період і порівнюємо їх з реальними. З рисунку видно, що для всіх отриманих моделей актуальне явище перенавчання, і вони не відображають тенденцію тренду реальних цін.

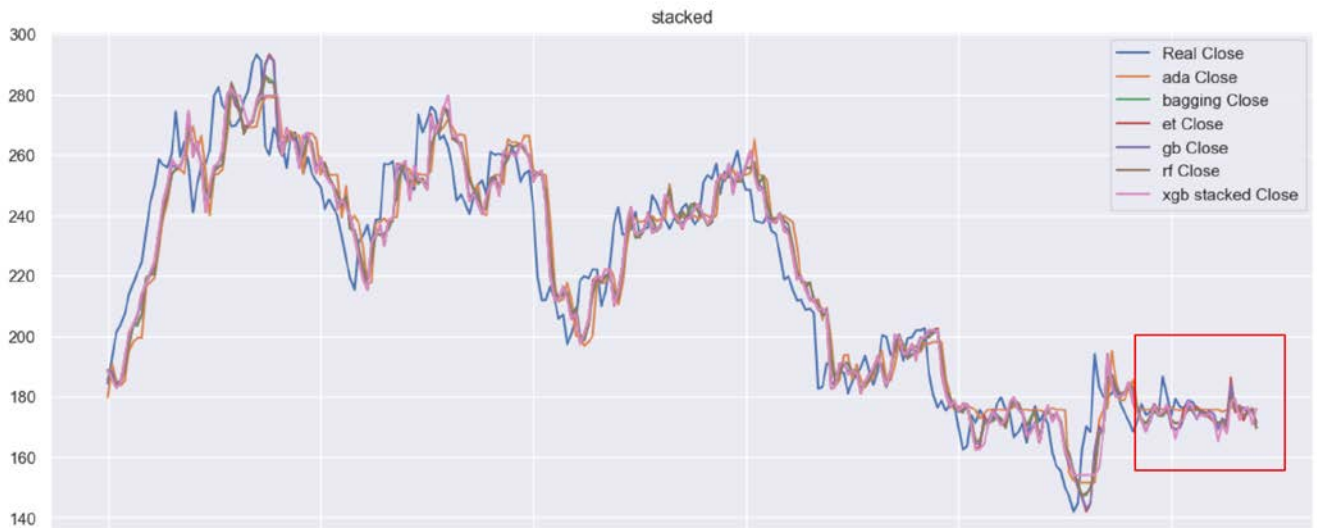


Рисунок 5.11 – Порівняння спрогнозованих даних з реальними (Рисунок виконаний самостійно)

Зрозуміло, що для побудови ефективної системи прогнозування необхідно використовувати комбінацію різних стратегій та моделей, що дозволить максимізувати прибуток.

У цьому випадку при вирішенні задач регресії рішення з використанням нейронних мереж не задовольняють потребам. Очевидно, що для побудови реальної моделі потрібно враховувати не тільки попередні дані, але й зовнішні фактори, які важко передбачити.

Також було встановлено, що програмні рішення для отримання рекомендацій щодо продажу чи купівлі акцій, які використовують нейронні мережі, виконуються в середньому в 150 разів довше, ніж рішення, засновані на реалізації алгоритмів класичних торгових стратегій.

Для визначення середнього часу виконання обчислень було використано бібліотеку «timeit» (див. рис. 5.12).

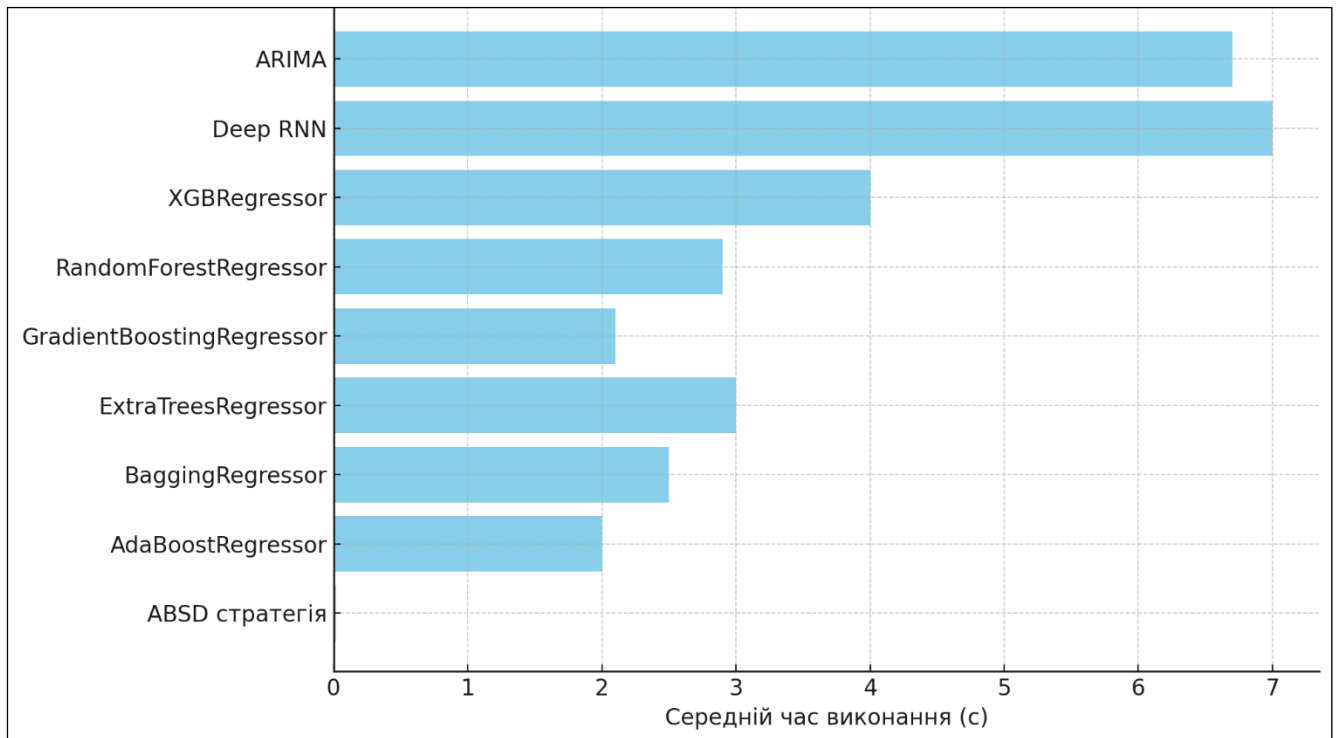


Рисунок 5.12 – Час виконання різних програмних рішень прогнозування (Рисунок виконаний самостійно)

За результатами вимірювань видно, що алгоритмічна реалізація класичної стратегії є швидшою і має перевагу в умовах жорстких часових обмежень. У таких ситуаціях її можна вдосконалити, використовуючи додаткові рішення на основі нейронних мереж для підбору оптимальних коефіцієнтів. Перспективним напрямком також є спроба копіювання поведінки реального аналітика при торгівлі цінними активами.

6 АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕНЬ

6.1 Аналіз результатів дослідження

Дослідження показали, що використання штучного інтелекту можливе на торгівельних біржах, але краще їх використовувати як доповнення до існуючих алгоритмічних рішень.

Можна виділити основні складнощі при використанні моделей штучного інтелекту:

- потрібні достатньо актуальних данні;
- потрібні обов'язкові валідаційні набори даних, що йдуть після тренувального за часом і містить новіші, актуальніші дані;
- ускладнений процес тренування, оскільки прості методи вже не працюють ефективно;
- добре працює лише на деяких торгових парах, які мають хоч якусь передбачуваність, тобто низьку волатильність.

6.2 Аналіз подальшого розвитку дослідження

Після досліджень та проведених експериментів можливі наступні напрямки для вдосконалення:

- вдосконалення алгоритму прийняття рішень, зокрема врахування механізмів мінімальних та максимальних цін для підвищення прибутковості кожної торгової операції;
- пошук і вивчення інших можливих варіантів за наведеними аспектами та новими, включаючи пошук ще ефективніших шарів нейронних мереж;
- покращення алгоритму тренування шляхом залучення більшої кількості даних, наприклад, об'єднання багатьох торгових пар для прогнозування однієї або декількох одночасно;
- використання інших даних та збір інформації про активність ринку в реальному часі.

7 ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕНЬ

7.1 Опис роботи реалізованого застосунку

API передбачення обсягу надає докеровані версії API REST для навчання та використання моделей прогнозування викидів об'єму, що перевищує середнє значення за останні дні та потенційної ціни торгівлі.

Для створення нової моделі система передбачує можливість завантажити файли з тиковими даними у csv форматі, після цього повертається ім'я майбутньої моделі та запускається процес навчання, в подальшому ім'я цієї моделі буде потрібно для отримання прогнозу по конкретному типу акцій.

7.2 Можливі покращення застосунку

Можливо додати додаткові шари інтеграції з системами, що надають тикові данні по акціях, і робити автоматичне перенавчання моделей в неробочий час.

Можливо додати вебінтерфейс для перегляду існуючих моделей та часу їх створення, і на основі цих даних в автоматичному режимі запускати процес отримання нових даних та перенавчання моделей.

7.3 Можливі покращення системи в цілому

Результати дослідження також можна практично застосувати наступними способами:

- запуск сервісу прогнозування, можливо на основі платної підписки, за умови, що сервіс самостійно збирає дані, а не отримує їх від звичайних користувачів;
- розробка інтеграцій для інших торгових платформ, включаючи веб-браузерні.

ВИСНОВКИ

Прогнозування майбутніх цін акцій є надзвичайно складним та багатогранним завданням, яке вимагає ретельного підходу до вибору відповідної моделі прогнозування. При цьому необхідно обов'язково перевіряти достовірність отриманих моделей, щоб уникнути помилок. У сучасному світі, де швидкість прийняття рішень грає критично важливу роль, розробка швидких та надійних прогнозних моделей набуває все більшої актуальності. В майбутньому попит на такі моделі буде лише зростати. Варто зазначити, що використання лише однієї моделі для прогнозування акцій часто є недостатнім. Застосування комбінації різних підходів може забезпечити значно кращі результати, підвищуючи точність та надійність прогнозів.

Для ефективної торгівлі в реальному часі, використання програмного забезпечення, заснованого виключно на нейронних мережах, не завжди є доцільним. Це обумовлено тим, що такі системи потребують постійного перенавчання та коригування на основі нових даних, що займає значний час. Цей процес часто перевищує бажані часові рамки для здійснення оперативних купівлі або продажу активів. Натомість, програмні рішення, які базуються на стандартних торгових стратегіях, забезпечують вищу швидкість та передбачуваність результатів. Водночас, ці рішення можуть бути значно покращені завдяки використанню нейронних мереж для оптимізації значень коефіцієнтів, що дозволяє досягти ще більшої точності та ефективності у прогнозуванні.

Таким чином, для успішного прогнозування майбутніх цін акцій необхідно поєднувати різні підходи та моделі, враховуючи їхні сильні сторони та обмеження. Використання сучасних технологій, таких як нейронні мережі, у комбінації з традиційними торговими стратегіями може значно підвищити швидкість прийняття рішень та точність прогнозів, що є ключовим фактором у сучасній динамічній фінансовій сфері.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Zura Kakushadze and Juan Andr Serur – 151 Trading Strategies, 2018. 361 с.
2. Stefan Jansen – Machine Learning for Algorithmic Trading – Packt, 2020. – 800 с.
3. Leshchynskiy Volodymyr. Principles of explanation in e-commerce system based on sales dynamics. COMPUTER AND INFORMATION SYSTEMS AND TECHNOLOGIES KHARKIV, APRIL 2020, p.76-77.
4. The head and shoulders pattern:
<https://tradersunion.com/interesting-articles/top-10-forex-chart-patterns-you-should-know/the-head-and-shoulders-pattern/> (дата звернення: 25.02.2024)
5. Chart Patterns for Crypto Trading:
<https://goodcrypto.app/wp-content/uploads/2022/09/GoodCrypto-patterns-presentation.pdf> (дата звернення: 25.02.2024)
6. Weighted Moving Average:
<https://www.babypips.com/forexpedia/weighted-moving-average-wma>
(дата звернення: 25.02.2024)
7. Назаров О.С. Теорія прогнозування: навч. посіб. – Харків: ХНУРЕ, 2017. – 300 с.
8. Smelyakov K., Smelyakov S., Chupryna A. Advances in Spatio-Temporal Segmentation of Visual Data. Chapter 1. Adaptive Edge Detection Models and Algorithms. Series Studies in Computational Intelligence (SCI), Vol. 876. – Publisher Springer, Cham, 2020. – P. 1-51. DOI <https://doi.org/10.1007/978-3-030-35480-0>.
9. Rishal Hurbans – Grokking Artificial Intelligence Algorithms. – Manning, 2020. – 392 с.
10. Korneliuk Olga, Khirova Viktoria. Features of forecasting modern stock market crises // Випуск 38. 2020 - Науковий вісник Херсонського державного університету, Херсон.- 2020 - С. 12.
11. The mostly complete chart of Neural Networks, explained:

<https://towardsdatascience.com/the-mostly-complete-chart-of-neural-networks-explained-3fb6f2367464> (дата звернення: 25.02.2024)

12. Пonomarenko O.A. Time series forecasting with neural networks //Тези доповідей міжнародної науково-технічної конференції «Інженерія програмного забезпечення 2018» 04 – 08 червня 2018 р. – Київ, С.47

URL: <https://ejournal.kspu.edu/index.php/ej/article/view/642/633> (дата звернення 05.05.2024).

13. The ABCD Pattern / URL:

<https://www.forex.com/en/education/education-themes/technical-analysis/abcd-pattern> (дата звернення: 25.02.2024)

14. Thushan Ganegedara – TensorFlow in Action. – Manning, 2022. – 680 с.

15. Marcos Lopez de Prado – Advances in Financial Machine Learning. – Wiley, 2018. – 393 с.

16. François Chollet – Deep Learning with Python, Second Edition. – Manning, 2021. – 504 с.

17. How to run Walk Forward Optimisations:

<https://algotrading101.com/learn/walk-forward-optimization/> (дата звернення: 25.02.2024)