

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
1. СУЧАСНИЙ СТАН ПРОБЛЕМИ ТОРГІВЛІ АКЦІЯМИ НА ФОНДОВОМУ РИНКУ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	4
1.1. Опис діяльності торгівлі акціями на фондовому ринку.....	4
1.2 Аналіз існуючих підходів щодо вирішення проблеми.....	10
1.3 Постановка задачі.....	15
2. РОЗРОБКА ТЕОРЕТИЧНИХ ОСНОВ МОДЕЛІ ТОРГІВЛІ АКЦІЯМИ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ.....	17
2.1 Дослідження існуючих методів для вирішення задачі.....	17
2.2 Моделювання початкової архітектури застосунку і моделювання взаємодії з користувачем.....	22
2.3 Експеримент з порівняння стандартних моделей торгівлі акціями та на основі штучного інтелекту.....	24
СПИСОК ДЖЕРЕЛ ІНФОРМАЦІЇ.....	32

ВСТУП

З огляду на сучасні тенденції економіки у світі, можна прийти до висновку, що вагомим чинником у забезпеченні економічного зростання і добробуту населення країн є існування і розвиток фондового ринку. Це обумовлено багатьма факторами характерними цій системі капіталістичної економіки, зокрема як можливість накопичення капіталу, забезпечення його розподілу та переміщення, комбінування активів і широкий доступ економічних агентів до її інструментів. Особливо актуальна тематика взаємодії компаній як ключових рушіїв економічного зростання та інвесторів як агентів, що визначають напрямки капіталовкладень в цілях власного фінансового забезпечення і отримання прибутку. Таким чином формується теза про доцільність і важливість створення рішень, що підтримують рішення інвесторів через зниження ризику (тобто скорочення фінансових втрат), реагування на коливання фондового ринку (і тим самим прогнозування можливого майбутнього ринку) та звісно збільшення прибутковості. Фактично будь-яка діяльність інвесторів на фондовому ринку, зрозуміло що буде торгівлею різними активами.

Отримати постійно раціональні та вигідні рішення інвесторам самостійно без допомоги певних систем неможливо як наслідок комплексності, складності та динамічності - основних властивостей системи фондового ринку. Що призвело до створення автоматизованих систем, що і допомагають спростити людині операції з інвестиціями, проводити угоди за вказаними умовами те все інше що пов'язано так чи інакше з торгівлею активами. Як приклад сьогодні близько 60% всіх торгів у світі відбуваються за допомогою ботів.

В той же час штучний інтелект вже використовується як важлива та ефективна технологія у банківській сфері, фінансах, медицині. Тому було логічним вибором вивчити подібне використання у торгівлі акціями і як результат дослідження створити модель для прогнозування фондового ринку і комбінування активів, тобто модель торгівлі акціями на основі штучного інтелекту.

1. СУЧАСНИЙ СТАН ПРОБЛЕМИ ТОРГІВЛІ АКЦІЯМИ НА ФОНДОВОМУ РИНКУ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ.

1.1. Опис діяльності торгівлі акціями на фондовому ринку.

Фондовий ринок заключає в собі групу ринків та бірж, на яких регулярно здійснюється діяльність з випуску, купівлі та продажу акцій державних компаній. Така фінансова діяльність здійснюється на основі інституціоналізованих офіційних бірж або позабіржових ринків, які діють на підставах, визначених групою нормативними актів.

На території країни та її регіонах може одночасно існувати декілька місць торгівлі акціями, які надають можливість здійснення операцій з акціями та іншими формами цінних паперів. Близькість понять фондовий ринок та фондова біржа може сприйматись як синоніми, але на практиці фондовий ринок може заключати в собі декілька фондових бірж.

Торгівля на фондовому ринку являє собою купівлю та продаж акцій на одній або декількох фондових біржах. Ключовим видом діяльності на фондовому ринку є торгівля активами, такими як акціями, облігаціями, борговими зобов'язаннями і похідними від них. Ці всі активи можуть представлятися як фінансові інструменти, що мають дві основні властивості: термін обігу, дохідність, ризиковість, ліквідність. Зокрема головним є принцип інвестування: вкладати гроші в певні фінансові інструменти для отримання прибутку. [6]

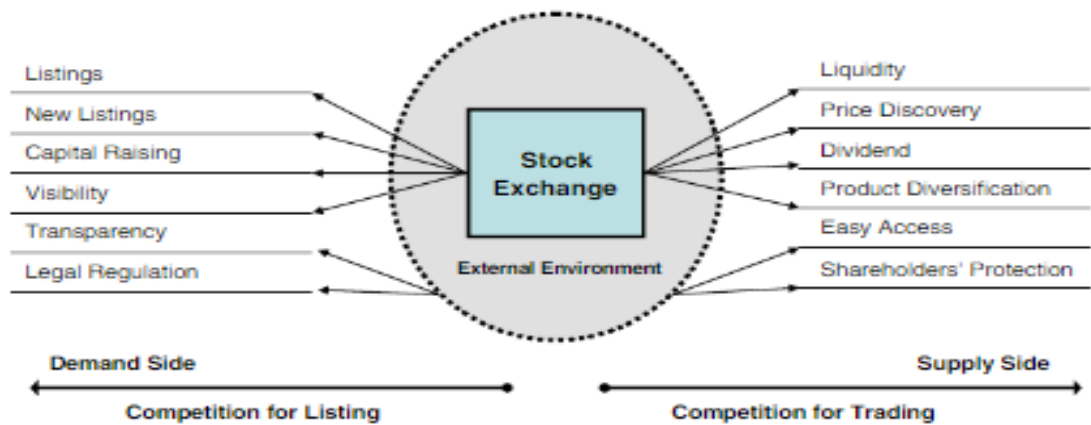


Рисунок 1 - Діаграма компетенцій для перевірки і торгівлі

Фондові ринки створюють надійну торговельну платформу на якій акційні підприємці мають можливість проводити операції з акціями та іншими фінансовими інструментами. Низький ризик фінансових операцій забезпечується самим фондовим ринком і його регуляціями. На основі дотримання правил, зазначених в цих регуляціях, ринок акцій виступає як первинний та вторинний ринок.

Тепер необхідно розглянути специфіку, що накладає певні обмеження на дослідження, а саме саму структурну складність економіки. Фактично, комплексні економічні системи як фондовий ринок - представляють собою систему, що має певну неоднорідність операцій та дій її складових і хаотичність, бо частина параметрів цієї системи є ймовірними змінними. Ці особливості змушують безліч дослідників приділяти уваги виключно на певні аспекти системи, або явища або певні типи діяльності, тим самим виділяючи власні об'єкти дослідження з-поміж інших для спрощення і виділення ключових закономірностей.

Ефективність традиційних методів прогнозування фінансових активів, які вільно торгуються на фондових біржах, таких як акції, облігації та валюти, не відповідає потребам сучасних ринків. Це пов'язано з тим, що інвестиції в акції тісно пов'язані з інтернетом і залежать від інформаційного середовища. Для підвищення точності прогнозів бажано використовувати модель, яка не тільки

базується на факторних кореляціях і характеристиках часових рядів, але й тісно пов'язана з різними джерелами даних. Сучасні системи прогнозування обмежуються представленням вхідних даних у нейронних мережах, оскільки кількісні та якісні фактори, що впливають на коливання цін на акції, не враховуються в сукупності, а розглядаються у векторній формі. Такі системи прогнозування зазвичай мають точність 53-58% для правильних прогнозів. Ця точність не є достатньою для того, щоб ці системи можна було використовувати як повноцінний інструмент економічного аналізу та прогнозування. Тому метою є підвищення точності прогнозування динаміки цін на акції за допомогою штучних нейронних мереж.

Ціни на акції сильно залежать від багатьох джерел інформації. Нова інформація про компанію або галузь в цілому може суттєво змінити настрої інвесторів і, природно, вплинути на ціни акцій. Загалом, інформацію про фондовий ринок можна охарактеризувати як складну та взаємопов'язану. Дані можна розділити на кількісні та якісні.

Кількісні дані (наприклад, обсяг прибутку, податки, прогноз на наступний квартал) не можуть адекватно охопити весь спектр фінансових показників і не можуть безпосередньо відображати поточний стан компанії або настрої інвесторів. Однак кількісні прогнози також швидко розвиваються і становлять основу цього дослідження. Якісні дані можна знайти в статтях і публікаціях у фінансових і соціальних мережах. Якісні дані доповнюють кількісні і формують відносно точну картину поточної ситуації.

В той же час навіть якщо розроблена деякими науковцями теорія і буде покривати певну систему існує ймовірність, що в дійсності це може бути лише невірне трактування даних, що призводить до неправильних висновків як було у випадку комунізму. Або важливим фактором ринку є його адаптивність, тобто на зміну поведінки одного економічного агента або групи інші агенти можуть також змінити власну поведінку. Тобто діяльність в певній мірі є

самоорганізованою і може мати реакцію у відповідь, що робить такі системи занадто складними для простого використання математичних засобів статистики.

Через ці фактори першочергово було обрано саме певний вид активів, тобто акції (разом з облігаціями). Цей вибір дослідження пояснюється економічною теорією в якій компанії та держави виступають як впливові агенти ринку, також компанії є суб'єктами економічної діяльності, що можуть розглядатися об'єктами для інвестицій. Крім того, додавання похідних активів в обмеженнях сучасних знань економічної науки стає складнішим через каскадне збільшення ризиків і одночас різноманітності вкладених інструментів (у похідних, окрім облігацій використовуються і різні типи заборговонастей та інших активів), що робить їх непередбачуваними. Більш того, існує велика кількість наукових робіт та досліджень торгівлі акціями та облігаціями на фондових біржах, що в свою чергу забезпечує достатньою кількістю знань для вивчення, даних для проведення експериментів і відповідних моделей. що можуть в подальшому порівнюватися для отримання результатів. [5]

Торгівля акціями - це процес угоди про купівлю і продаж акцій компанії, на яку вона надає дозвіл. Самі акції - це права участі в власності і прибутку компанії, права голосу в управлінні і права на дивіденди. Торгівля акціями полягає в придбанні і продажі цих акцій для виявлення прибутку. Існують два основних типи акційної торгівлі: постійна торгівля і торгівля інвестиціями. При постійній торгівлі, трейдер придбає акції для попереднього продажу і збирає прибуток, покупуючи їх за низьку ціну і продаючи за вищу.

Інвестиційні торгівлі передбачають довгострокове тримання акцій, для досягнення довгострокової прибутку. Ці два типи торгівлі можуть розглядатися як основні для стратегій торгівлі. Наприклад, постійна торгівля є основою для підходів у торгівлі на зростанні або зниженні. Також ключова важливість дослідження саме торгівлі акціями полягає в тому, що вона забезпечує більшу

дохідність на операцію на ринку в той же час є фундаментом для інших фінансових інструментів (опțiuni, пайові вклади інвестиційних фондів).

Здебільшого торгівля акціями пов'язана не тільки з компанією, але й з державним регулюванням, а також станом економіки і банківської системи.

Загалом торгівля акціями працює за ідеєю того, що світова економіка продовжить зростати. Фактично, ця ідея проявляється у тому, що інвестори надають власні кошти капітал, отримавши право на прибуток компанії, яка його ще не отримала і навіть не заробила і з певним відсотком.

Паралельно з цим, саме використання механізму купівлі-продажу акцій надає можливість вільного ринку з продажу вже отриманих акцій стороннім особам, тобто куплені акції інвестор в будь-який час в змозі продати сторонній особі та отримати гроші. Додатково, у цій системі кожен інвестор значно зменшує ймовірність власних втрат, через те що не вкладається цілком власний капітал і відповідно не потрібно прив'язувати всі гроші до однієї компанії.

Разом з цим існує інтерес компанії в власних акціях, оскільки вони окрім засобу фінансування, стають правом на управління компанією, що збільшує їхню цінність, а також фактично відображає капітал на ринку, що є у неї. Це в свою чергу надає можливість впливати на підприємницьку діяльність та надає зворотній зв'язок з ринком (тобто не тільки керівництво акціонерного товариства в праві встановлювати політику фірми, бо на них покладаються обмеження від інтересів інвесторів та потреба у їхній довірі).

Також фондові біржі для інвесторів є більш ліпшим варіантом вкладання збережень, через той факт, що компанії аби продавати власні акції потрібно пройти попередні процедури, що включають в себе закріплення юридичного статусу, проведення аудиту діяльності, - це забезпечує більшу безпеку для акціонерів. Після проведення на біржі IPO фірма отримує можливість фінансування і збільшення впливу на ринок, а інвестори збільшують вибір потенційних активів, що надає більшій динамічності ринку, а отже збільшує інтенсивність торгів, що забезпечить ліквідність активів.

Після первинних публічних розміщень акцій, який також дефініціюють як процес лістингу, фондова біржа також бере на себе функцію регуляції купівлі та продажу акцій. Таким чином ринок акцій виконує роль вторинного ринку.

На основі реалізації та підтримання фінансової діяльності такого роду, біржа отримує плату за проведення торговельних угод. Використовуючи можливості сучасних цифрових технологій, фондова біржа надає послуги якими зручно користуватись всім учасниками торговельного процесу. Вона надає гарантії прозорості та ліквідності цін, а також сприяє їх узгодженню в формі, справедливій для обох сторін, тим самим полегшуючи процес торгівлі та створюючи фундамент чесних відносин між компаніями та інвесторами.

В процесах фондового ринку приймає участь одразу декілька сторін, серед них виділяють маркетмейкерів, інвесторів, акційних торговців, яких ще називають трейдерами, спекулянтів та хеджерів. Кожна з цих сторін на ринку акцій має своє призначення. Маркетмейкери підтримують ліквідність акцій на біржі. Інвестори являють собою довгострокових вкладників шляхом купівлі акцій однієї або декількох компаній на фондовому ринку.

На відміну від них, роль трейдера заключається в купівлі і перепродажі акцій на короткостроковій основі. Вони прогнозують напрямок руху цін і отримують вигоду з вчасно обраної стратегії купівлі/продажу акцій.

Стратегія спекулянтів полягає в отриманні прибутку в процесі біржової ф'ючерсної торгівлі, тоді як фінансовими інструментами хеджерів є торгівля деривативами, що забезпечує хоч і меншу дохідність, але є більш надійним джерелом доходу. Фондовий ринок повинен створити необхідні умови, щоб усі вищезазначені учасники могли безперешкодно проводити свою діяльність і тим самим підтримувати ефективність процесів на ринку акцій.

Розміщення інвестиційного капіталу на фондовому ринку дозволяє його власникам більш ефективно використовувати свій капітал. У довгостроковій перспективі вигоди від інвестицій в акції зазвичай набагато перевищують вигоди від зберігання капіталу в активах з нижчою дохідністю, тобто в готівці.

Одночасна торгівля різноманітними акціями на декількох біржах є ефективним механізмом диверсифікації ризиків між різними класами активів, галузями та географічними регіонами. Такий підхід підвищує безпеку капіталу та гарантує стабільний прибуток.

1.2 Аналіз існуючих підходів щодо вирішення проблеми .

Підходи прогнозування фондового ринку поділяються на три великі категорії: фундаментальний аналіз, технічний аналіз і технічний аналіз. Підходи часто лежать на перетині цих категорій і можуть комбінуватися. Суть фундаментального аналізу полягає у вивченні економічного стану компаній, в яких знаходяться акції.

Фундаментальний аналіз розглядає ризики, прогнози продажів і фінансову звітність. Зазвичай фундаментальний аналіз проводиться за наступним алгоритмом. Спочатку аналізується світова економічна ситуація, а потім країна, в якій знаходиться компанія-емітент фінансового активу. Потім розглядаються умови галузі, в якій працюють обрані компанії, та країни, що беруть участь у виробничому процесі. Потім досліджуються результати діяльності компанії за певний період (зазвичай квартал), а також компанії-партнери та постачальники обраної компанії. Нарешті, досліджується прогноз майбутніх продажів компанії, щоб визначити цільову ціну акцій компанії.

На основі цього підходу аналітики вивчають історію компанії та використовують кілька показників ефективності, щоб визначити динаміку майбутньої вартості від поточних умов. Одним з таких показників є відношення ринкової капіталізації до валового внутрішнього продукту, також відоме як коефіцієнт Баффета, який використовується для визначення відносної вартості фондового ринку. Ця різниця в ціні є основою для прогнозування руху ціни акцій компанії на фондовій біржі.

Справжню вартість можна визначити за допомогою різних методів, заснованих на єдиному принципі. Принцип полягає в тому, що вартість компанії

- це сума її майбутніх прибутків.

Ці майбутні прибутки також повинні бути дисконтовані до теперішньої вартості. Цей принцип йде пліч-о-пліч з теорією, що бізнес - це прибуток і ніщо інше. На відміну від технічного аналізу, фундаментальний аналіз має на меті визначити майбутній потенціал компанії на багато років вперед.

Ця точка зору ґрунтується на переконанні, що прогрес людського суспільства вимагає збільшення капіталовкладень і що якщо компанії працюють ефективно, то рано чи пізно вони залучать додатковий капітал, що призведе до зростання ціни їхніх акцій на біржі.

Фундаментальний аналіз широко використовується керуючими фондами, оскільки він є найраціональнішим і найоб'єктивнішим і ґрунтується на загальнодоступній інформації, такій як аналіз фінансової звітності. Іншим методом фундаментального аналізу є аналіз "згори донизу", за якого спочатку аналізують світову та національну економіку, потім вивчають галузь і, нарешті, саму компанію.

Технічний аналіз - це аналіз тенденції до зростання ціни акцій компанії на фондовій біржі з метою прогнозування її вартості. Цей тип аналізу відрізняється від фундаментального аналізу тим, що він не ґрунтується на дослідженні результатів діяльності самої компанії.

Крім цінових моделей, аналітики також використовують такі методи, як експоненціальні ковзаючі середні (ЕМА), осцилятори, рівні підтримки та опору або індекси імпульсу та обсягу. Ці методи часто використовуються для розробки короткострокових стратегій, а не довгострокових, як у фундаментальному аналізі. Як такі, вони більш поширені серед трейдерів на товарних і валютних ринках, які орієнтуються на короткострокові цінові зміни.

Технічний аналіз базується на низці ключових припущень:

- вартість акцій компанії містить і базується на всій інформації про ситуацію в компанії;
- ціни на акції публічних компаній рухаються в тренді;

- історія цін має тенденцію повторюватися, що в основному пов'язано з ринковою психологією.

Фундаментальний аналіз розглядає проблему прогнозування з іншої точки зору. На відміну від технічного аналізу, він не ґрунтується на графіках або шаблонах, а вивчає події, пов'язані з фінансовими активами, політичними та економічними новинами. Основна увага при фундаментальному аналізі приділяється компанії у зв'язку з її ресурсами та операційним середовищем.

	Fundamental Analysis	Technical Analysis
Definition	Value calculated using various economic factors	Uses price movements and patterns on charts to predict future price movements
Data From	Economic reports, news events, industry statistics	Chart analysis
Asset Bought (Sold)	When price falls below (above) intrinsic value	When trader sees a price formation that has a high probability of moving into profit in the near future
Type of Trader	Usually longer term position traders	Generally swing traders and short term day traders
Time Horizon	Often holding for days, weeks, or even months	Can be long term, but most take positions for days, minutes, or even seconds
Concepts Utilized	Report expectations vs actual outcomes, current news events compared to historical events	Trendlines, support & resistance (supply & demand), dow theory, price patterns

Рисунок 2 - Таблиця відмінностей фундаментального та технічного аналізу

Поява цифрових комп'ютерів суттєво вплинула на сферу прогнозування фондових ринків і стала її важливим елементом. Зокрема, штучні нейронні мережі (ШНМ) та генетичні алгоритми (ГА) досягли успіху в цій галузі. ШНМ можна розглядати як апроксимацію математичних функцій. Найпоширенішою формою ШНМ, що використовується для прогнозування фондового ринку, є модель feed-forward, яка використовує алгоритм зворотного розповсюдження помилки для оновлення ваг мережі. Такі мережі зазвичай називають мережами

зворотного поширення. СППР, які також підходять для прогнозування фондового ринку, включають рекурентні штучні нейронні мережі (RNN) та штучні нейронні мережі з часовою затримкою (TDNN). Прикладами RNN та TDNN є мережі Елмана, Джордана та Елмана-Джордана. використання СППР на основі машинного навчання.

Існує два підходи до прогнозування фондового ринку: незалежний та кооперативний. У незалежному підході використовується одна JST для кожного часового горизонту. Наприклад, один, два або п'ять днів. Перевага цього підходу полягає в тому, що помилка прогнозування мережі на одному часовому горизонті не впливає на помилки на інших часових горизонтах, оскільки кожен часовий горизонт, як правило, є унікальною проблемою. Однак у комбінованому підході кілька часових горизонтів об'єднуються разом, так що вони визначаються одночасно. За такого підходу помилки на різних часових горизонтах перекриваються і можуть мати значний вплив на втрату ефективності. У комбінованій моделі є й інші параметри, які підвищують ризик надмірного припасування. Новий підхід до використання машинного навчання для аналізу фондового ринку на основі ШНМ полягає у використанні набору незалежних моделей ШНМ, один набір нейронних мереж ШНМ прогнозує майбутні мінімуми, використовуючи різницю між мінімумами та часом, тоді як інша мережа прогнозує майбутні максимуми, використовуючи різницю між максимумами.

Отримані прогнози мінімумів і максимумів використовуються для розрахунку цін купівлі та продажу. Виходи відповідних "низьких" і "високих" мереж також можуть бути використані як входи до кінцевої мережі. Мережа також включає міжринкові дані або статистичні зведення цін, після чого набір визначає напрямок покупок і продажів, а також зміни на ринку. Важливим результатом прогнозування цін за допомогою ШНМ є те, що класифікаційний підхід з використанням результатів +1 - купити, -1 - продати визначає кількісно правильні ціни, які в середньому показують кращі результати прогнозування

порівняно з використанням результатів +1 - купити, -1 - продати.

Ключовим завданням є задача прогнозування цін акцій на певний період часу. Прогнозування неможливе без історичних даних. Наприклад, виробник телевізорів може використовувати історичні дані, щоб спрогнозувати, скільки телевізорів він збере наступного тижня. Однак, уявімо, що виробник вирішив випустити новий продукт, для якого він не має даних про реалізацію необхідних моделей або технологій. У цьому випадку він не може зробити прогноз, а може лише передбачити майбутні результати.

Прогнози часто класифікують за періодом їхньої дії. Як правило, короткострокові (один рік або менше) використовуються для вирішення поточних операцій, тоді як середньострокові (від одного до трьох років) і довгострокові (п'ять років або більше) - для стратегічних цілей.

Слід визнати, що ідеальне прогнозування неможливе через багато факторів, які важко оцінити з високим ступенем точності. Тому замість того, щоб шукати ідеальний прогноз, важливіше розуміти існуючі моделі та методи, правильно застосовувати їх відповідно до специфіки даних та сфери інтересів, а також мати можливість адаптуватися до недосконалих результатів прогнозування.

Оскільки прогнози ґрунтуються на історичних даних, надійність і точність знижуються пропорційно до того, наскільки далеко в минуле заходить процес прогнозування. Слід зазначити, що точність прогнозу і вартість прогнозу взаємопов'язані. Найкращий прогноз не обов'язково є найточнішим. Такі фактори, як цілі та наявність даних, відіграють важливу роль у визначенні бажаного рівня точності. Існує чотири основні типи методів прогнозування: якісні, часових рядів, казуальні та структурні (рисунок 3). Однак ці методи мають деякі спільні кроки. Процес прогнозування загалом можна розділити на такі етапи:

- визначення загальних цілей,
- вибір періоду прогнозування,

- вибір моделі прогнозування: це вимагає знання різних моделей, їхньої застосовності в різних ситуаціях, їхньої надійності та необхідних даних. На основі цих факторів можна вибрати одну або кілька моделей.

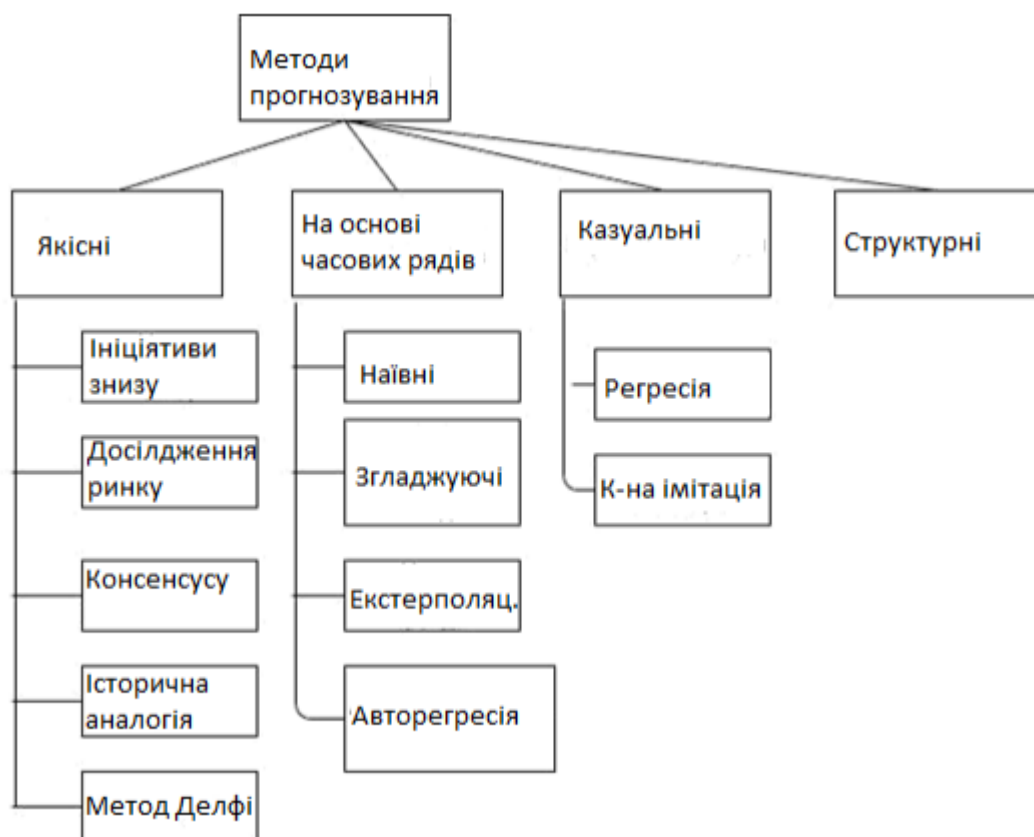


Рисунок 3 - Класифікація методів прогнозування

1.3 Постановка задачі.

Об'єктом дослідження виступає історія цін акцій в динамічному мінливому середовищі фондового ринку. Предметом дослідження є моделі торгівлі акціями з застосування штучного інтелекту. Загалом береться три джерела даних про середовище: статистична дані фондових бірж, дослідження на цю тему та вже існуючі моделі для ринку. Додатково береться до уваги ще такі джерела знань як книжки та відповідна статистичні дані з різних онлайн ресурсів, та інформація з регуляторних органів, що є публічною.

Відома історична інформація цін акцій компаній, а також публічна

інформація щодо вкладень і надходжень інвестиційних фондів. Відповідно можна виявити слабку підготовленість до криз, загалом виявляється факт того, що замість збільшення прибутковості йде просте скорочення витрат, а замість балансування ризиків через комбінування різних активів із забезпеченням прибутку вище ринкового йде проста диверсифікація, часто на інші фонди.

Тільки у інвестиційних фондів, що мають стратегічний менеджмент наявне постійне використання методів на основі штучного інтелекту, в той же час більша кількість інвесторів загально використовує ботів для автоматизації заробітку, але для прогнозування продовжує використовувати ненадійні методи.

Таким чином проблемою постає постійне зниження доходів у інвесторів навіть з використання новітніх засобів автоматизації, що вказує на прорахунки у стратегічному мисленні або взагалі відсутності хоча б якоїсь моделі торгівлі акціями. Для вирішення цієї проблеми необхідно провести наступні дослідження:

- Огляд предметної області та аналіз існуючих підходів;
- Порівняння існуючих моделей торгівлі акціями;
- Дослідження основних концепцій, що пояснюють динаміку фондового ринку;
- Виділення ключових факторів впливу та знаходження закономірностей завдяки штучному інтелекту
- Розробка алгоритмічних моделей та міркувань за аналогією при торгівлі акціями для прогнозування і комбінації акцій;

2. РОЗРОБКА ТЕОРЕТИЧНИХ ОСНОВ МОДЕЛІ ТОРГІВЛІ АКЦІЯМИ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ.

2.1 Дослідження існуючих методів для вирішення задачі.

Розглянемо основні методи для вирішення задачі:

Дерево рішень - це інструмент підтримки прийняття рішень, який має деревоподібну структуру і складається з сегментів умов і результатів, таких як випадкові результати подій, комунальні послуги та витрати ресурсів. Структурно дерево рішень нагадує блок-схему, де кожен внутрішній вузол представляє тест ознаки (наприклад, чи знаходиться рулон вище або нижче трьох точок), кожна гілка дерева, в свою чергу, представляє результат тесту, а кожен листовий вузол представляє мітку класу (яка буде визначена після того, як всі ознаки будуть обчислені). Шлях від кореня до листя являє собою правило класифікації.

В аналізі рішень дерева рішень та діаграми впливу використовуються як інструменти підтримки прийняття рішень для візуалізації та аналізу очікуваної вартості та очікуваної корисності конкуруючих альтернатив. Сфери застосування дерев рішень включають дослідження та управління бізнесом.

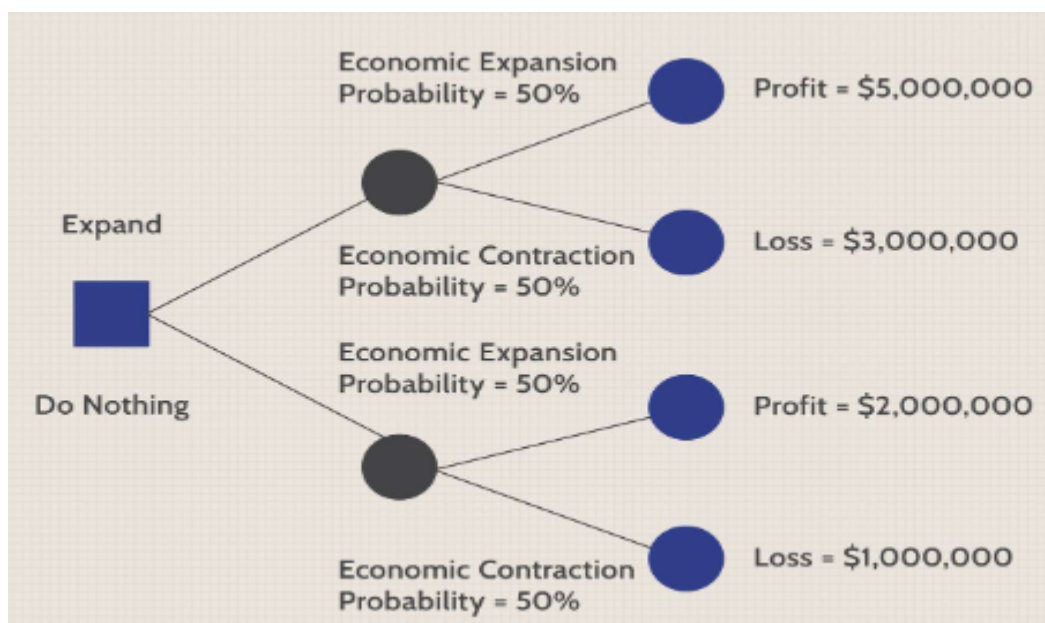


Рисунок 4 - Приклад дерева рішень для інвестування

На практиці, коли рішення повинні прийматися за відсутності знань, дерева рішень повинні розгалужуватися відповідно до імовірнісних моделей або онлайн-вибору AdaBoost або Адаптивне прискорення - це мета-алгоритм для статистичної класифікації. Його часто використовують у поєднанні з іншими типами алгоритмів для покращення ефективності навчання на наборах даних. У поєднанні з іншими алгоритмами AdaBoost об'єднує результати навчальної моделі у зважену суму, яка подається на вхід алгоритму, що призводить до покращення кінцевого рішення.

AdaBoost - це гнучкий алгоритм, який дозволяє навчальним моделям вчитися на помилках один одного і може прискорити процес, навчаючись разом. У деяких випадках він може бути менш схильним до проблем перенавчання, ніж інші алгоритми навчання. Навіть якщо деякі моделі в комбінації працюють погано, але краще, ніж випадкові вгадування, AdaBoost можна використовувати для покращення результатів спільного навчання та отримання більш ефективної кінцевої моделі.

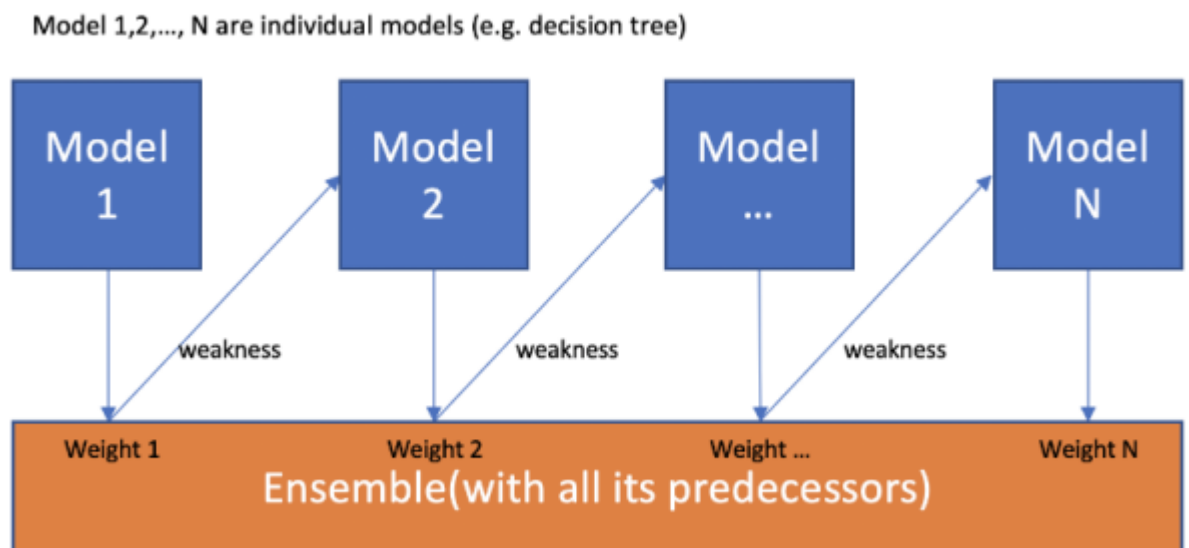


Рисунок 5 - Схема AdaBoost

Як правило, кожен алгоритм навчання має свою сферу застосування, і деякі з них більше підходять для вирішення певних типів завдань, ніж інші. Використовуючи комбінацію різних алгоритмів, можна використовувати

переваги кожного з них. При навчанні на основі дерева рішень інформація про відносну складність кожної навчальної вибірки, зібрана на кожному етапі роботи алгоритму AdaBoost, обробляється алгоритмом і використовується для фокусування навчання на основі дерева рішень на цих вибірках в майбутньому.

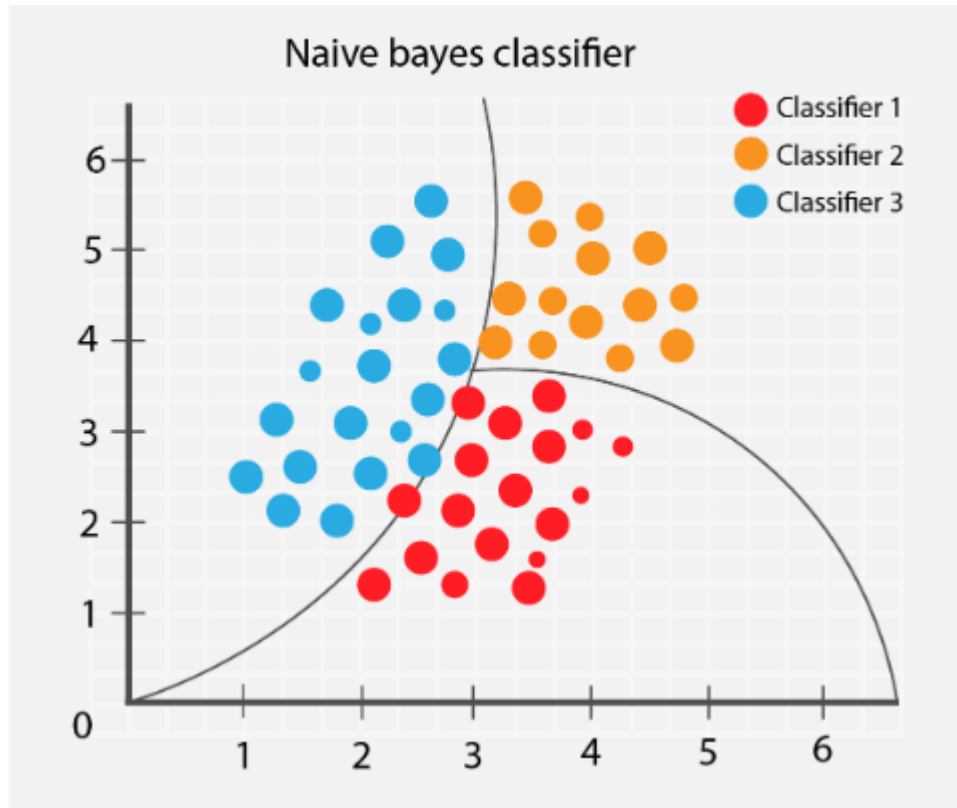


Рисунок 6 - Класифікація наївним Байєсом

Метод класифікації, заснований на теоремі Байєса, передбачає незалежність між прогнозами. Простіше кажучи, наївний класифікатор Байєса припускає, що наявність ознаки в класі не залежить від наявності інших ознак. Наївні моделі Байєса легко будуються і є дуже ефективними для дуже великих наборів даних. Відомо, що наївний Байєс, незважаючи на свою простоту, демонструє кращі результати, ніж дуже складні методи класифікації.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)}$$

Рисунок 7 - Формула Байєса

Переваги - Прогнозування класів на тестових наборах даних є простим і швидким. За умови незалежності, наївний байєсівський класифікатор працює краще, ніж інші моделі, такі як логістична регресія, і вимагає менше навчальних даних. Для числових змінних передбачається, що вони мають нормальний розподіл.

Недолік - якщо дихотомічна змінна має категорію, яка не спостерігається в навчальному наборі даних (в тестовому наборі даних), модель дасть нульову ймовірність і не зможе зробити прогноз. Це часто називають "нульовою частотою". Для подолання цієї проблеми можна використати техніку, яка називається згладжуванням. Один з найпростіших методів згладжування називається оцінкою Лапласа. Ще одним обмеженням наївного Байєса є те, що він припускає незалежні прогнози. Насправді, майже неможливо отримати набір повністю незалежних предикторів.

Нейронні мережі лежать в основі багатьох додатків, якими ми користуємося щодня, таких як сервіс перекладу Google, технологія Face ID від Apple і штучний асистент Amazon Alexa. Нейронні мережі також лежать в основі важливих досягнень в інших сферах штучного інтелекту, таких як діагностика раку шкіри та молочної залози і машинний зір у безпілотних автомобілях. На початку розвитку штучного інтелекту ідея полягала в тому, щоб імітувати функції людського мозку.

Як результат, ця галузь значною мірою запозичила свою назву, включно з терміном "штучний інтелект", зі структури та функцій людського мозку. Штучні нейронні мережі натхненні біологічними мережами. Хоча багато чого у функціонуванні людського мозку все ще залишається загадкою, відомо, що нейронні мережі організму дозволяють мозку обробляти величезні обсяги інформації. Основними компонентами JST є штучні нейрони.

Кожен нейрон отримує вхідні дані від іншого нейрона, множить їх на визначену вагу, підсумовує і передає суму одному або декільком нейронам. Деякі штучні нейрони використовують функцію активації перед передачею

даних наступній змінній.

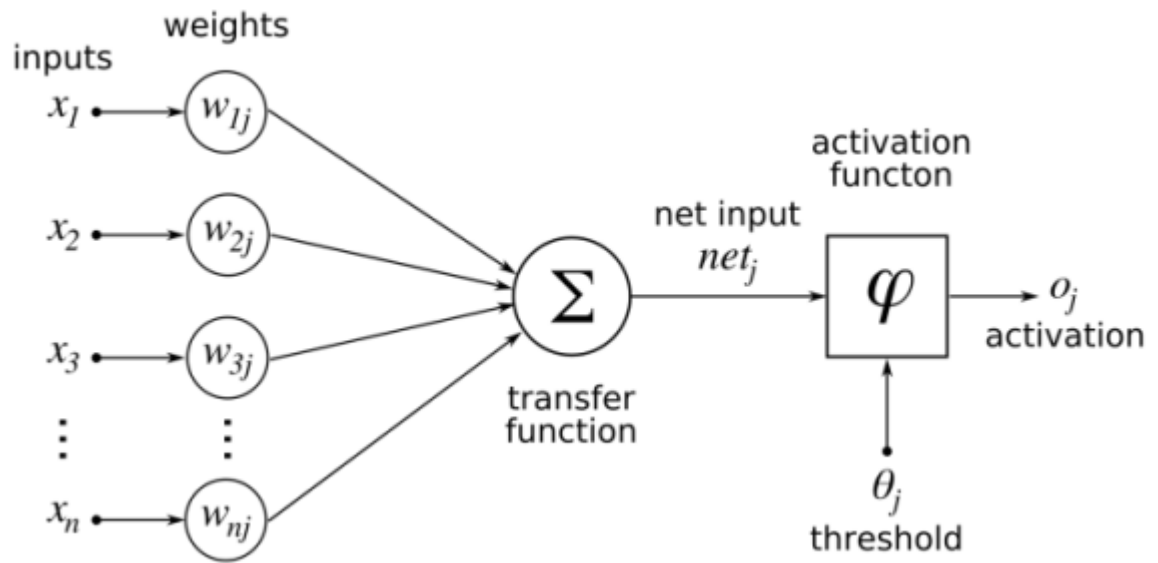


Рисунок 8 - Структура штучного нейрону

Як відомо, прямі нейронні мережі використовують один вхід, який потім впливає на активацію нейронів на інших рівнях мережі. Це створює проблему, оскільки мережу неможливо навчити передбачати події, наступний елемент у послідовності, кінець слова тощо. Щоб робити такі прогнози, мережа не має інформації про попередній стан.

Цю проблему легко вирішують штучні нейронні мережі. Циркулярні рефлексивні внутрішні зв'язки рекурентної мережі можуть зберігати інформацію про попередні стани. Більше того, стан нейрона визначається не тільки його активацією в прихованому шарі, але й попередніми активаціями цього ж нейрона. Рекурентні мережі, на відміну від прямих нейронних мереж, можна розглядати як набір реплік однієї нейронної мережі.

Кожна така копія пов'язана з наступною копією; самі мережі RNN мають ланцюгову структуру і часто застосовуються до даних, які також мають ланцюгову або послідовну структуру. Зауважте, що обсяг оперативної пам'яті, необхідний для роботи мережі, пропорційний кількості елементів у послідовності, яку вона обробляє: послідовність, що складається з N елементів, представляється в пам'яті у вигляді N векторів. Однак розмір вагової матриці W не змінюється пропорційно кількості елементів послідовності.

2.2 Моделювання початкової архітектури застосунку і моделювання взаємодії з користувачем.

Звісно існує ще безліч інших методів для прогнозування цін акцій, зокрема і через навчання нейромережі з підкріпленням, або через еволюційні методи [4]. Важливим є початкове проектування для моделі на основі штучного інтелекту, що буде додана до застосунку. Застосунок буде веб-застосунком, детальнішу архітектуру зображено на рис. 9.

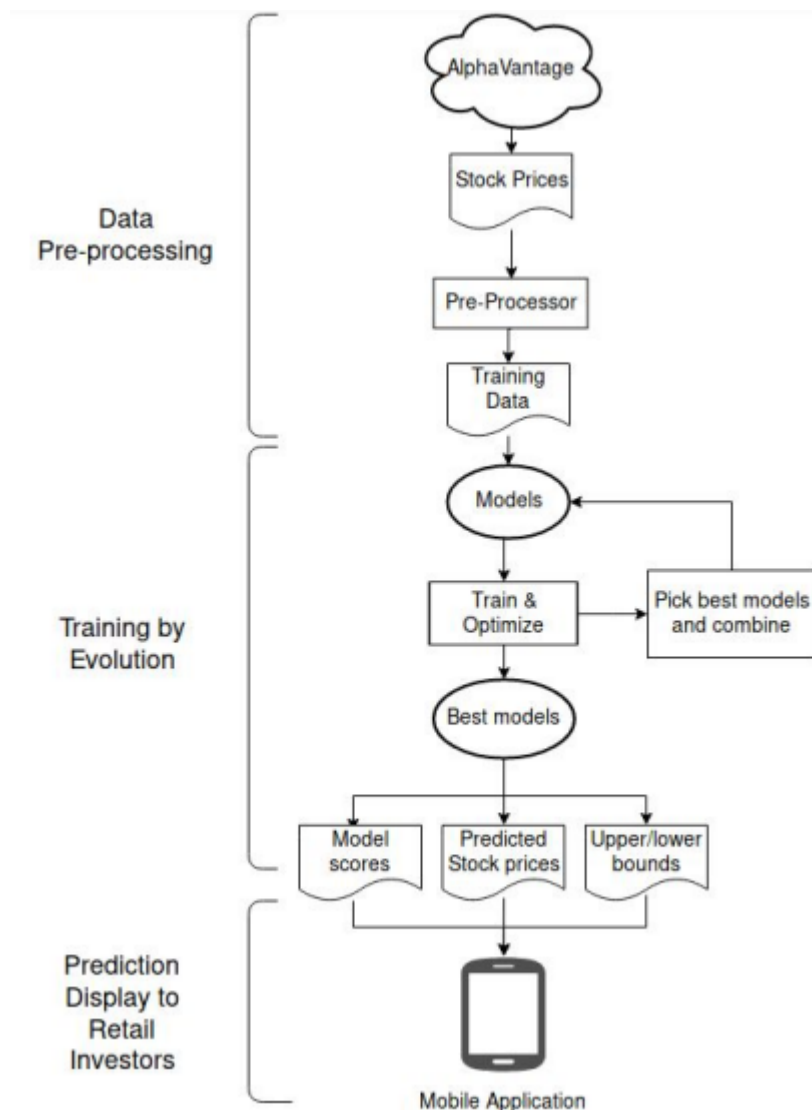


Рисунок 9 - Діаграма системної архітектури

Архітектура системи базується на клієнт-серверній моделі, де сервери та клієнти слабо пов'язані між собою. Після отримання відповідних брокерських

даних від сторонніх постачальників даних через хмару, модель попередньо обробляється на стороні сервера. Потім робляться прогнози, а результати зберігаються в окремій хмарі, де вони доступні через мобільний додаток. Перевагами слабкозв'язаної архітектури є підвищена масштабованість і легкість співпраці. Хмара, що обслуговує модель, і хмара, що обслуговує мобільний додаток, мають дуже різні робочі навантаження.

Одна хмара надає результати прогнозування моделі, які є простими текстовими файлами, в той час як інша хмара надає мобільний додаток з великою кількістю багатих користувацьких інтерфейсів, таких як зображення та велика бібліотека користувацьких інтерфейсів. Наявність двох хмар для двох моделей попиту буде більш ефективною, особливо з огляду на те, що зараз хмарні провайдери зазвичай надають контент на вимогу.

Поділ також дозволяє різним учасникам зосередитися на різних частинах системи після прийняття однакового інтерфейсу. Це дозволяє членам команди, відповідальним за різні частини системи, прискорити розробку, не турбуючись про деталі реалізації. Крім того, можна легко замінити різні компоненти. Наприклад, при зміні моделей команді потрібно вносити зміни лише на стороні сервера, а фронтенд залишається незмінним.

Користувачі поділяються на звичайних та досвідчених. Користувачі, які бажають дізнатися минулі результати роботи моделі (тестовий набір) та іншу інформацію про модель машинного навчання, таку як архітектура та вхідні дані, можуть знайти ці дані на окремих сторінках теми, активувавши функцію для просунутих користувачів на сторінці налаштувань.

Можливості користувачів в залежності від групи зображені на рис. 10.

Рису

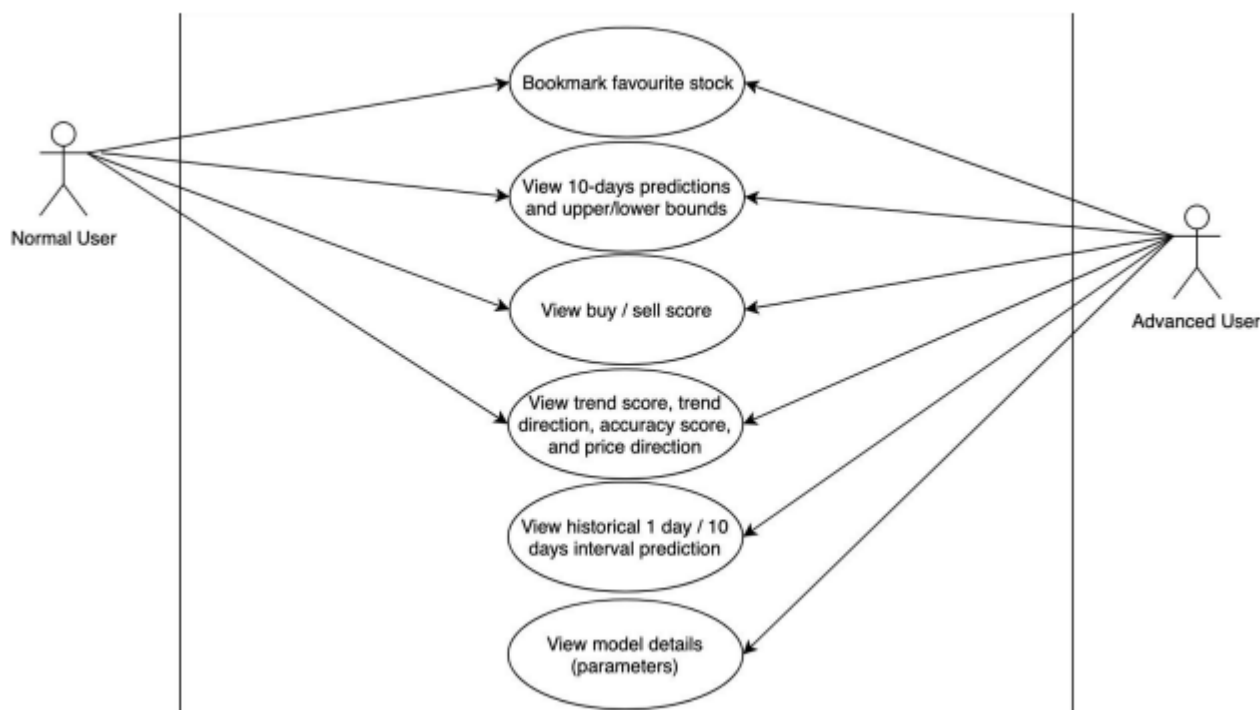


Рисунок 10 - Доступ до функцій у звичайного користувача та досвідченого

2.3 Експеримент з порівняння стандартних моделей торгівлі акціями та на основі штучного інтелекту.

Метою експерименту є доказ гіпотези доцільності запровадження моделі, що базується на основі штучного інтелекту, з ціллю покращення торгівлі акціями для збільшення прибутковості.

Щоб доказати гіпотезу про доцільність запровадження моделі на основі штучного інтелекту у торгівлі акціями, слід зробити дослідження для порівняння результатів торгівлі із цією моделлю та без неї.

Можна використати статистичний аналіз для порівняння прибутковості перед та після запровадження моделі, щоб дослідити її вплив на прибутковість. Результати дослідження слід інтерпретувати для досягнення основних висновків щодо доцільності застосування. Необхідно виконати кілька кроків:

1. Вивчити існуючу модель торгівлі акціями та оцінити поточну прибутковість.

2. Дослідити варіанти штучного інтелекту, які можуть бути застосовані для покращення прибутковості і зробити порівняльний аналіз результатів.

3. Побудувати прототип та подивитися як саме він функціонує у реальних умовах.

4. Формування висновків про доцільність запровадження моделі штучного інтелекту для покращення прибутковості.

Якщо результати показують, що прибутковість за допомогою моделі перевищує прибутки без її використання, то гіпотеза підтверджується.

Модель, базуючись на штучному інтелекті, для покращення торгівлі акціями і збільшення прибутку може бути представлена так: відповідно до отриманих даних і використовуючи штучний інтелект, модель буде аналізувати поточні ціни і динаміку ринку, пропонувати користувачам точні прогнози поточних цін та прогнозувати можливі ціни в майбутньому.

Об'єктом експерименту є модель, що основана на штучному інтелекті. Цей об'єкт треба порівнювати з індексом ринку (як S&P500), та торгівлею за допомогою стандартних засобів (як оптимізація Марковіца), якщо ШІ має переваги у врахуванні ризику, а також більший прибуток, тоді гіпотеза буде підтверджена.

Для початку візьмомо встановимо рамки використаного дослідження [3] у часі і також у виборі типу торгів акціями. Як тип торгів було вибрана низькочастотна торгівля (довгострокове інвестування) за допомогою інвестиційних портфель. Для цього візьмомо 20-річний термін з 1995 по 2015 [2]. Портфель акцій буде щорічно перебалансовуватися. Є модель ШІ, що враховує такі фактори:

- індекс S&P500;
- державні облігації США (як агрегація облікової ставки у регіонального лідера (США));
- акції (ціни акцій на той момент часу).

Відгуком є результат сформованого інвестиційного портфелю і

представляється у його річній прибутковості. Модель III буде порівнюватися з оптимізацією Марковіца [1] — оптимізування портфелю через середні дисперсії, де дисперсія активу вважається за ризик активу, тобто прибутковість намагаються максимізувати одночасно зменшуючи стандартне відхилення до мінімуму.

Через такий підхід у моделі Марковіца прибуткові активи з порівняно більшою дисперсією не беруться до інвестиційного портфелю, що зменшує дійсну прибутковість від активів.

У моделі III (на навчанні) використовується вхідні сигнали (фактори), що перетворюються на ваги портфеля і проводиться щорічне перебалансування. Модель корегує ваги і потім шукає комбінацію серед заданих акцій компаній, що дасть найвищий можливий прибуток базуючись на даних кожного активу і фондового ринку в цілому (S&P500 та облігації США) для формування портфелю на наступний рік.

Експеримент не бере до уваги:

- витрати пов'язані з оподаткуванням;
- комісійні брокерів (від виводу);
- зміни динаміки торгів викликані автоматизацією (тобто вважається це як звичайне явище ринку);
- зміни від махінацій банків у (2008-2009 роках) (так само як із автоматизацією).

Обрані акції 40 компаній США. Компанії обрані за принципом зменшення ризику від тих, що орієнтовані на один продукт (мають прибутковість від єдиного продукту більше 55%) і знаходяться на ринку десятки років. Також до портфелю можуть включатися облігації США, для корегування ризиків портфелю (облігації мають найнижчий ризик). У таблиці 1 відображено список компаній та їх скорочення.

Таблиця 1 — список компаній для роботи III

Ticker	Name	Ticker	Name
AXP	American Express	INTC	Intel
BBBY	Bed, Bath & Beyond	JNJ	Johnson & Johnson
BID	Sotheby's	K	Kellogg
BA	Boeing	KO	Coca-Cola
CL	Colgate-Palmolive	LMT	Lockheed-Martin
CLX	Clorox	MCD	McDonald's
CPB	Campbell Soup	MMM	3M
CSCO	Cisco	MSFT	Microsoft
DE	Deere	NKE	Nike
DIS	Disney	ORCL	Oracle
EMR	Emerson Electric	PEP	PepsiCo
GD	General Dynamics	PG	Procter & Gamble
GIS	General Mills	PH	Parker-Hannifin
GPC	Genuine Parts	ROK	Rockwell Automation
GPS	The Gap	SBUX	Starbucks
HD	Home Depot	TIF	Tiffany's
HOG	Harley-Davidson	TXN	Texas Instruments
HSY	Hershey	VAL	Valspar
IBM	IBM	WMT	Wal-Mart
IFF	Int. Flavors & Fragrances	XOM	Exxon-Mobil

Ваги для всіх, окрім облігацій США, обмежені 10% і в сумі мають надавати 100% для акцій, що входять в портфель. Розрахунок вагів, порівнюється моделлю з індексом S&P500 та облігаціями США, де коли знаходить високий нехаотичний ризик збільшується ваговий коефіцієнт у облігацій для зменшення втрат. Ваги розраховуються щоденно, але коректування на наступний рік проводиться одноразово.

При моделі оптимізації Марковіца є можливість проводити торги щодня, але III це було заборонено, так як це важливо для виключно довгострокової торгівлі, коли стандартна модель дозволяє для збільшення прибутку робити такі операції. Оцінка моделлю вагів відображена у таблиці 2, де зображено період з 1995 до 2015 року, де вказані мінімальні ваги активів за період (Min), середні (Mean), та максимальні (Max), також система дозволяє проводити аналіз активів від індексу, що надає можливість порівняння з ринковою ситуацією на той час.

Таблиця 2 — Статистика вагів моделі III за період 1995-2015

Asset	Portfolio Weight		
	Min	Mean	Max
U.S. Bond	0.0%	6.3%	20.4%
S&P 500	0.0%	0.0%	0.0%
AXP	0.0%	2.3%	8.7%
BBBY	0.7%	3.5%	9.5%
BID	0.0%	3.7%	9.3%
BA	0.1%	3.0%	7.5%
CL	0.0%	1.4%	5.4%
CLX	0.1%	1.3%	2.5%
CPB	0.0%	0.0%	0.5%
CSCO	0.1%	1.9%	8.2%
DE	0.7%	3.6%	6.8%
DIS	0.0%	1.0%	5.6%
EMR	0.0%	0.2%	2.4%
GD	0.5%	3.9%	9.3%
GIS	0.0%	0.1%	2.2%
GPC	0.1%	1.2%	4.6%
GPS	0.1%	2.1%	7.9%
HD	0.6%	3.6%	8.4%
HOG	0.1%	2.0%	8.9%
HSY	0.4%	3.4%	7.2%
IBM	0.0%	1.9%	7.7%

Asset	Portfolio Weight		
	Min	Mean	Max
IFF	0.1%	0.7%	3.0%
INTC	0.1%	1.7%	5.9%
JNJ	0.0%	0.1%	1.4%
K	0.0%	0.1%	1.1%
KO	0.0%	0.2%	1.3%
LMT	1.0%	5.8%	9.6%
MCD	0.1%	2.9%	7.5%
MMM	0.0%	0.1%	0.5%
MSFT	0.1%	1.4%	3.9%
NKE	1.4%	5.5%	8.7%
ORCL	0.3%	5.3%	9.7%
PEP	0.0%	0.0%	0.0%
PG	0.0%	0.9%	5.7%
PH	0.1%	1.5%	5.1%
ROK	0.9%	5.5%	9.9%
SBUX	4.3%	7.8%	10.0%
TIF	0.2%	3.8%	9.5%
TXN	1.2%	3.4%	8.9%
VAL	0.1%	3.1%	7.8%
WMT	0.1%	1.7%	6.8%
XOM	0.1%	1.9%	4.7%

Отримаємо дані про результати утворення інвестиційних торгів для моделі III і результати у таблиці 3, в яких вказані роки інвестування від 1 до 10, і відсотки прибутковості сформованих активів (чим більше час інвестування тим більший дійсний прибуток від капіталу, так як діють складні відсотки). Також вказане середня дохідність на період Mean, Stdev – стандартне відхилення, Min – мінімальна в періоді, Qst - кватильна, Max – максимальна.

Таблиця 3 — Результати для штучного інтелекту

Artificial Intelligence							
Years of Investing	Mean	Stdev	Min	1 st Qrt.	Median	3 rd Qrt.	Max
1	27.8%	23.9%	(39.8%)	14.8%	25.4%	38.1%	162.6%
2	26.6%	16.6%	(19.8%)	17.5%	23.7%	35.3%	86.5%
3	26.1%	12.9%	(7.6%)	18.1%	23.3%	31.9%	68.3%
4	25.3%	10.8%	(3.0%)	19.1%	22.1%	29.5%	57.5%
5	24.4%	8.6%	3.3%	18.8%	22.2%	29.3%	49.3%
6	23.6%	6.7%	11.0%	19.0%	21.0%	29.5%	43.6%
7	22.9%	5.9%	7.0%	19.1%	21.3%	27.8%	36.5%
8	22.8%	5.8%	8.0%	18.9%	20.9%	27.7%	36.3%
9	22.8%	5.3%	11.0%	19.5%	21.1%	27.8%	35.8%
10	22.7%	4.5%	15.0%	19.5%	21.1%	26.8%	33.4%

Тепер потрібно створити таку ж таблицю і для індекса S&P500 та моделі Марковіца (Рівнозважене ребалансування) у таблиці 4.

Таблиця 4 — результати Марковіца

Equal-Weighted Rebalancing							
Years of Investing	Mean	Stdev	Min	1 st Qrt.	Median	3 rd Qrt.	Max
1	14.9%	16.6%	(37.7%)	5.7%	15.0%	25.4%	95.2%
2	13.9%	11.6%	(21.3%)	7.5%	13.8%	21.7%	53.6%
3	13.2%	8.9%	(10.6%)	7.0%	13.3%	18.3%	37.6%
4	12.4%	7.3%	(6.8%)	7.0%	10.6%	17.0%	33.4%
5	11.7%	5.8%	(3.1%)	7.6%	10.1%	15.2%	30.3%
6	11.2%	4.2%	3.5%	8.6%	10.1%	13.1%	27.0%
7	10.7%	3.0%	(0.5%)	9.1%	10.5%	12.5%	20.7%
8	10.7%	3.1%	0.5%	9.1%	10.8%	12.2%	18.7%
9	10.8%	3.1%	2.1%	9.3%	11.3%	12.5%	18.0%
10	10.8%	2.9%	3.2%	8.8%	11.5%	12.4%	16.9%

Як видно тільки по одних середніх модель на ШІ обходить в середньому на приблизно 10% модель РР (Марковіца). Також якщо взяти до уваги максимальні значення по одно-річному інтервалу, то можна зробити висновок, що модель ШІ

має значний потенціал для короткотривалих інвестицій. Тепер перевіримо з ринковим показником як індекс S&P (таб. 5)\

Таблиця 5 — Результати індексу S&P500

S&P 500							
Years of Investing	Mean	Stdev	Min	1 st Qrt.	Median	3 rd Qrt.	Max
1	10.0%	18.4%	(47.4%)	2.7%	13.1%	21.9%	72.1%
2	8.7%	14.4%	(28.9%)	(1.0%)	11.2%	19.0%	42.5%
3	7.5%	11.7%	(17.2%)	(2.4%)	10.2%	16.3%	33.3%
4	6.4%	9.4%	(11.8%)	(1.8%)	5.0%	14.9%	27.0%
5	5.4%	7.1%	(8.2%)	(0.3%)	2.5%	11.3%	25.2%
6	4.8%	4.7%	(1.7%)	1.8%	3.3%	6.3%	23.1%
7	4.4%	2.9%	(5.7%)	2.7%	4.2%	6.0%	18.2%
8	4.6%	3.0%	(5.7%)	3.0%	5.1%	6.8%	10.0%
9	4.8%	3.5%	(6.1%)	2.9%	5.8%	7.5%	9.8%
10	4.9%	3.7%	(4.5%)	2.3%	6.7%	7.9%	9.7%

Якщо беремо результати індекса як ринкові показники зростання, як показник інфляції, або у випадку як загальні результати агентів на ринку, то маємо висновок, що Марковіца дає не значне збільшення у порівнянні з ринком.

При порівнянні з моделлю ІІІ, маємо наступне ризик більше, одночасно з збільшенням прибутковості і значно переважає над ринковим показником (індексом) та має кращі результати у прибутковості. Тепер перейдемо до ключової частини, тобто оцінки дійсного ризику (втрат “Loss”) для інвестиційних портфелів (таб. 6)

Таблиця 6 — Ймовірність втрат по інвестиційним періодам згідно з дійсними даними інтервалу 1995-2015

Probability of Loss										
Years of Investing	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Artificial Intelligence	8.0%	4.8%	1.0%	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
Equal Weighted	15.1%	11.0%	7.2%	2.6%	0.7%	0.0%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%
S&P 500	22.6%	26.4%	29.1%	36.2%	28.1%	7.9%	4.7%	9.0%	11.9%	18.3%

Модель було перевірено й отримано статистичні дані про відгук, всі

фактори взяті зі вже перевірених моделей для торгівлі акціями. Також порівняно з індексом як ринковим зростанням і також дійсною моделлю Марковіца на історичних даних. Відповідно гіпотеза була доведена III має більшу прибудковість, також виявлено що ймовірність втрат зменшується, таким чином модель III адекватна, то покращення самої моделі є новою пропозицією для торгівлі акціями (як розширення типів торгівлі та адаптації до кризових умов).

СПИСОК ДЖЕРЕЛ ІНФОРМАЦІЇ

1. H. Markowitz, Portfolio Selection, Efficient Diversification of Investments.: John Wiley & Sons, 1959.
2. Онлайн-ресурс з даними індексів і фондових ринків:
<https://www.officialdata.org/us-economy>
3. Magnus Pedersen, Artificial Intelligence for Long-Term Investing, 2016.:
https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2740218
4. Dasgupta D. Designing Application-Specific Neural Networks using the Structured Genetic Algorithm [Текст] / Dasgupta D., McGregor D.: Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks. – 1992
5. H. Mao, S. Counts, J. Bollen, Quantifying the effects of online bullishness on international financial markets, European Central Bank Workshop on Using Big Data for Forecasting and Statistics, Frankfurt, Germany
6. D. M. Cutler, J. M. Poterba, L. H. Summers, What moves stock prices, J.Portf. Manag. 15 (1989) 4 -12.