

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Штучного інтелекту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Розробка додатку для оцінки інвестиційного потенціалу акцій
(тема)

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

Ярослав Гуржій
(власне ім'я, прізвище)

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

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

Керівник доц. Ігор Магдаліна
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ _____
(підпис)

Олег ЗОЛОТУХІН
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____

Кафедра _____ Штучного інтелекту _____

Рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____

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

Тип програми _____ освітньо-професійна _____

Освітня програма _____ Штучний інтелект _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

«_____» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Гуржію Ярославу Ігоровичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Розробка додатку для оцінки інвестиційного потенціалу акцій _____

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

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 18 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації, історичні ринкові дані (yfinance), фундаментальні дані компаній (DataJockey), документація до бібліотек.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Аналіз предметної галузі _____

2) Теоретичні основи оцінки інвестиційного потенціалу акцій _____

3) Розробка програмного застосунку _____

4) Напрямки подальшого розвитку програмного застосунку _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	19.05.2025	виконано
2	Аналіз предметної галузі	24.05.2025	виконано
3	Дослідження підходів до оцінки інвестиційного потенціалу акцій	26.05.2025	виконано
4	Навчання моделі машинного навчання	29.06.2025	виконано
5	Розробка серверної та клієнтської частини додатку	04.06.2025	виконано
6	Написання пояснювальної записки	09.06.2025	виконано
7	Нормоконтроль	10.06.2025	виконано
8	Підготовка презентації та доповіді	14.06.2025	виконано
9	Рецензування	16.06.2025	виконано
10	Захист перед ЕК	19.06.2025	

Дата видачі завдання 19 травня 2025 р.

Здобувач 
(підпис)

Керівник роботи _____ доц. Ігор Магдаліна
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 67 с., 9 рис., 2 табл., 25 джерел.

АКЦІЇ, ІНВЕСТИЦІЇ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ТЕХНІЧНИЙ АНАЛІЗ, ФУНДАМЕНТАЛЬНИЙ АНАЛІЗ, CORAL, PYTHON, REACT.

Об'єкт дослідження – процес оцінки інвестиційного потенціалу акцій в сучасних умовах.

Предмет дослідження – теоретичні основи, методи та алгоритми оцінки інвестиційного потенціалу акцій з використанням фундаментального аналізу, технічного аналізу, методів оцінки ризику, аналізу ринкових настроїв та машинного навчання.

Мета роботи – розробка програмного застосунку для оцінки інвестиційного потенціалу акцій, що інтегрує машинне навчання для підтримки прийняття інвестиційних рішень індивідуальними інвесторами.

Методи дослідження – аналіз наукової літератури з фінансового аналізу, інвестиційної теорії, огляд та аналіз існуючих програмних рішень, аналіз підходів до оцінки фінансових активів, ризиків та ринкових настроїв.

ABSTRACT

Bachelor's thesis contains: 67 pp., 9 fig., 2 tabl., 25 references.

CORAL, FUNDAMENTAL ANALYSIS, INVESTMENTS, MACHINE LEARNING, PYTHON, REACT, STOCKS, TECHNICAL ANALYSIS.

The object of research is the process of assessing the investment potential of stocks in modern conditions.

The subject of the research is the theoretical foundations, methods and algorithms for assessing the investment potential of stocks using fundamental analysis, technical analysis, risk assessment methods, market sentiment analysis and machine learning.

Purpose of the work is to develop a software application for assessing the investment potential of stocks that integrates machine learning to support investment decision-making by individual investors.

Research methods - analysis of scientific literature on financial analysis, investment theory, review and analysis of existing software solutions, analysis of approaches to the valuation of financial assets, risks and market sentiment.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	7
Вступ.....	8
1 Аналіз предметної галузі	10
1.1 Загальний огляд інвестиційної діяльності.....	10
1.2 Фондовий ринок та акції як об'єкт інвестування.....	15
1.3 Актуальність дослідження та аналіз існуючих рішень	17
1.4 Постановка задачі.....	19
2 Теоретичні основи оцінки інвестиційного потенціалу акцій	21
2.1 Фундаментальний та технічний аналіз акцій	21
2.1.1. Ключові фундаментальні показники	22
2.1.2. Ключові технічні індикатори.....	26
2.2 Оцінка ризику та прибутковості.....	32
2.3 Аналіз ринкових настроїв.....	35
2.4 Машинне навчання для оцінки інвестиційного потенціалу акцій	36
3 Розробка програмного застосунку	40
3.1 Підготовка та обробка даних	41
3.2 Навчання, оцінка та порівняння моделей машинного навчання.....	43
3.3 Розробка серверної частини додатку	53
3.4 Розробка клієнтської частини додатку	55
4 Напрямки подальшого розвитку програмного застосунку	59
Висновки	61
Перелік джерел посилання	62
Додаток А Рисунки до розділу 4.....	65
Додаток Б Відомість кваліфікаційної роботи.....	67

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

API – Application Programming Interface – інтерфейс програмування застосунків;

ATR – Average True Range – середній істинний діапазон;

CORAL – Consistent Rank Logits – послідовні рангові логіти;

EMA – Exponential Moving Average – експоненціальна ковзна середня;

EPS – Earnings Per Share – прибуток на акцію;

MACD – Moving Average Convergence Divergence – збіжність / розбіжність ковзних середніх;

MAE – Mean Absolute Error – середня абсолютна помилка;

OBV – On-Balance Volume – балансовий об'єм;

ROA – Return on Assets – рентабельність активів;

RSI – Relative Strength Index – індекс відносної сили;

SMA – Simple Moving Average – проста ковзна середня.

ВСТУП

З давніх часів прагнення забезпечити стабільне майбутнє спонукало людей до збереження та активного нарощування наявних ресурсів. Раніше це відбувалося переважно шляхом простого накопичення, але в умовах сучасної економіки, з притаманною їй інфляцією, такий підхід є малоефективним, що робить інвестування, в тому числі і у корпоративні акції, більш привабливим. Акції – це цінні папери, які надають право на частку власності компанії, а основним способом доступу до них є фондовий ринок. Незважаючи на те, що сучасні технології зробили процес купівлі та продажу цих активів технічно доступним як ніколи раніше, вони не усунули фундаментальної потреби в аналітичній роботі для прийняття зважених рішень. Отже, успішне інвестування все ще вимагає ретельного аналізу ринкових тенденцій, фінансового стану компаній та оцінки ризиків, що залишається непростим викликом для пересічної людини.

Традиційно для оцінки акцій застосовувалися два підходи: фундаментальний та технічний аналіз. Фундаментальний аналіз зосереджений на вивченні внутрішньої вартості компанії шляхом аналізу фінансових звітів, ринкового інтересу і загального стану галузі та економіки. Технічний же аналіз ґрунтується на аналізі історичних даних цін та обсягів торгів за допомогою графічних патернів та математичних індикаторів для прогнозування майбутніх цінових рухів. Однак, використання цих підходів вручну займає багато часу, навіть у досвідчених інвесторів, що робить їх практично недоступними для широкого кола людей, які не мають відповідних знань.

В сучасному світі перед інвесторами встає ще один, часто менш передбачуваний, але надзвичайно вагомий виклик – аналіз суспільних настроїв. Саме колективні емоції, очікування та реакція широкого загалу на інформаційний потік з медіа та соціальних мереж, здатна спричинити значні

цінові коливання, іноді навіть всупереч тим сигналам, які подають традиційні аналітичні інструменти.

Варто зазначити, що існуючі рішення здебільшого пропонують або перевантажені функціоналом професійні платформи, або ж прості додатки з мінімальним набором функцій, які пропонують лише поверхневий огляд, недостатній для серйозного інвестування. Таким чином, всі ці фактори зумовлюють актуальність розробки програмного застосунку, орієнтованого саме на допомогу рядовим користувачам, який би не просто агрегував дані, а спрощував процес оцінки, тим самим знижуючи поріг входу в інвестування для людей без глибокого фінансового досвіду.

В таких умовах, використання методів машинного навчання є не просто рекомендованим, а майже необхідним через їх здатність обробляти значні масиви різнорідних даних та визначати приховані в них закономірності.

Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка програмного застосунку для оцінки інвестиційного потенціалу акцій, на основі машинного навчання для підтримки прийняття інвестиційних рішень індивідуальних інвесторів.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

1.1 Загальний огляд інвестиційної діяльності

У класичному розумінні, інвестиції – це вкладення капіталу в активи з метою отримання прибутків в майбутньому, які мають не тільки компенсувати початкові витрати, але й виправдати прийнятий ризик. Інвестиції зазвичай мають довгостроковий характер та ґрунтуються на аналізі потенціалу активу до зростання у ціні, або ж генерації доходу. Як підкреслюють В. Шарп, Г. Александер та Дж. Бейлі, ключовим елементом інвестиційного процесу є оцінка справедливої вартості активів та їхнього потенціалу генерувати дохід [1].

Для коректного розуміння фінансових стратегій необхідно чітко розмежовувати інвестиції, заощадження та спекуляції. Заощадження, перш за все, спрямовані на збереження коштів у максимально ліквідній та безпечній формі, що, однак, нерідко призводить до їхньої низької або навіть від'ємної реальної дохідності внаслідок інфляційних процесів. На відміну від заощаджень, спекуляції орієнтовані на отримання швидкого прибутку від короткострокових коливань цін, що нерозривно пов'язано зі значно вищим рівнем ризику.

В основі будь-якої інвестиційної стратегії лежить прагнення до досягнення певних фінансових цілей, які, зазвичай, недосяжні простим збереженням коштів. Базовою мотивацією інвестувати є захисту капіталу від інфляційного тиску, що є полягає у збереженні його реальної купівельної спроможності в довгостроковій перспективі [2]. Наступним же етапом є систематичне накопичення капіталу через приріст вартості активів, що відкриває можливості для досягнення значних цілей, таких як придбання нерухомості чи фінансування освіти. Логічним продовженням та часто вершиною цих зусиль стає формування стабільних потоків пасивного

доходу, які, забезпечують регулярні надходження та закладають основи справжньої фінансової незалежності.

Успішне інвестування базується на кількох фундаментальних принципах. Ключовим є нерозривний зв'язок між ризиком і дохідністю: вища очікувана дохідність неминуче пов'язана з вищим рівнем ризику, і навпаки. Цей компроміс є центральним при виборі будь-яких інвестиційних інструментів [3]. Іншим важливим принципом є диверсифікація – розподіл інвестицій між різними класами активів, галузями та географічними регіонами. Метою диверсифікації є зниження загального ризику портфеля за рахунок того, що різні активи по-різному реагують на ринкові події.

Інвестування – це не тільки вибір акцій або облігацій, а і пошук стратегії, яка відповідає визначеним фінансовим цілям і прийнятному рівню ризику. Консервативні інвестори віддають перевагу збереженню капіталу та обирають інструменти з низьким рівнем ризику. Помірні інвестори шукають баланс між зростанням капіталу та прийнятним рівнем ризику. В той час як, агресивні інвестори готові приймати високі ризики заради потенційно максимальної дохідності [4].

Як було зазначено раніше, однією з ключових цілей інвестування є захист капіталу від знецінення, спричиненого інфляцією. Термін інфляція означає знецінювання грошей і безготівкових коштів, що супроводжується ростом цін на товари і послуги [5, с.55]. Внаслідок інфляційних процесів відбувається зниження реальної вартості грошових активів, що робить стратегії простого накопичення готівки чи зберігання коштів на бездохідних рахунках неефективними у довгостроковій перспективі.

Традиційно, банківські депозити залишаються популярними як основний інструмент заощадження через їхню доступність, простоту та державне гарантування. Однак, щоб оцінити реальну ефективність депозиту, недостатньо оцінити лише номінальну відсоткову ставку, яку пропонує банк. Насправді ж, для якісної оцінки необхідно порівняти цю ставку з поточним рівнем інфляції, оскільки інфляція нерідко перевищує цю

ставку через, що, незважаючи на нарахування відсотків, купівельну спроможність насправді зменшується.

На жаль, ситуація, коли дохідність депозитів не встигає за інфляцією, є цілком реальною. Наприклад, за підсумками січня 2025 року, зростання споживчих цін за рік досягло 12,9%. Водночас Український індекс ставок за депозитами фізичних осіб для річних гривневих вкладів станом на 25 лютого становив лише 12,55% річних [6]. Для ілюстрації цієї проблеми на рисунку 1.1 наведено графік, який демонструє співвідношення інфляції та середньої дохідності річних гривневих депозитів за останні роки.

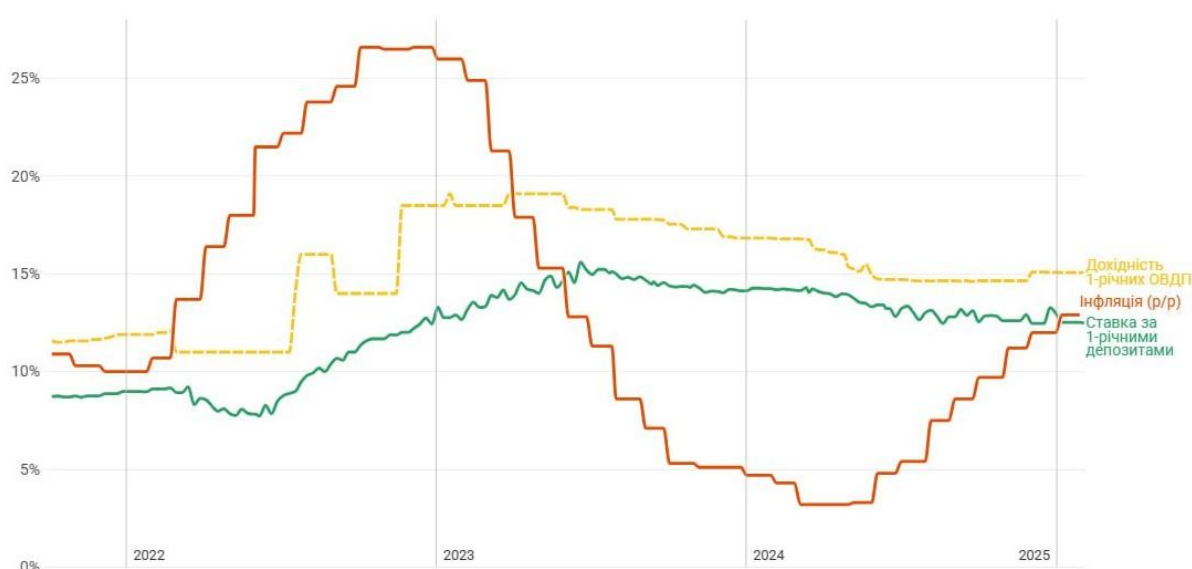


Рисунок 1.1 – Порівняння інфляції та ставок за депозитами в Україні

Згідно графіку на рисунку 1.1, протягом 2022 року та першої половини 2023 рівень інфляції суттєво перевищував ставки за депозитами, що призводило до значної від'ємної реальної дохідності для вкладників у цей складний період. Хоча в подальшому, зокрема протягом більшої частини 2024 року, ситуація змінилася і депозити почали пропонувати дохідність, вищу за рівень інфляції, відсутність стабільної позитивної реальної дохідності підкреслює ненадійність цього інструменту як єдиного засобу заощадження.

Зважаючи на вищезазначену обмеженість банківських депозитів, які часто не здатні захистити капітал від інфляції та, тим більше, забезпечити його суттєвий приріст, логічним стає розгляд інших видів активів.

Нерухомість.

Інвестування в об'єкти нерухомості, такі як житлові, комерційні приміщення або земельні ділянки, приваблює інвесторів не тільки отриманням доходу від перепродажу в майбутньому, а і потенційним грошовим потоком від оренди. Важливою особливістю цього класу активів є їх матеріальність, що, з одного боку, створює відчуття надійності, а з іншого – необхідність постійного управління та обслуговування об'єкта. Також, вартість нерухомості часто зростає з часом через, що цей актив часто розглядається як ефективний засіб захисту від інфляції. Проте, не слід забувати і про недоліки, до яких відносять: низьку ліквідність, що ускладнює швидкий продаж без втрат, високий поріг входу через високу вартість, а також суттєві транзакційні витрати.

Дорогоцінні метали.

Дорогоцінні метали, здебільшого золото та срібло, є традиційним матеріальним активом, який доступний як і у фізичній формі, так і у вигляді похідних фінансових інструментів. Основною перевагою, особливо золота, вважається його статус «тихої гавані», так як цей актив зростає в ціні навіть в періоди економічної та геополітичної нестабільності. Дорогоцінні метали також можуть слугувати ефективним інструментом диверсифікації портфеля завдяки їхній низькій кореляції з іншими класами активів. Недоліками є відсутність генерації регулярного доходу, суттєва волатильність цін, витрати, пов'язані зі зберіганням та страхуванням, а також наявність розриву між ціною купівлі та продажу.

Облігації.

Облігації є борговими цінними паперами, представляють позику інвестора на визначений термін під певний відсоток. Перевагами інвестування в облігації є висока передбачуваність доходу, що

забезпечується регулярними виплатами та поверненням номінальної вартості при їх погашенні. Зазвичай облігації вважаються менш ризиковими, ніж акції, оскільки мають пріоритет у виплатах у випадку банкрутства емітента. Однак, є і недоліки: обмежений потенціал зростання капітальної вартості, чутливість ціни облігації до змін ринкових відсоткових ставок та кредитний ризик, пов'язаний з імовірністю дефолту.

Акції.

Серед інвестиційних активів акції вирізняються своєю популярністю та потенціалом високих прибутків, хоча це і супроводжуються високим рівнем ризику. Володіння акцією означає частку в компанії, що надає інвестору право на частину її прибутків та можливість приймати участь в управлінні компанією. Основною перевагою інвестування в акції є значний потенціал зростання вкладеного капіталу, звісно за умови успіхів та розвитку самої компанії. Крім того, акції можуть приносити регулярний дохід через виплату дивідендів. Важливою характеристикою акцій багатьох провідних компаній є їхня висока ліквідність, що забезпечує легкість купівлі та продажу на фондових біржах. Однак, ці переваги нерозривно пов'язані зі значними недоліками: вищим рівнем ризику порівняно з облігаціями чи депозитами, суттєвою волатильністю цін, а також ризиком повної втрати інвестицій у випадку банкрутства компанії.

Похідні фінансові інструменти

Похідні фінансові інструменти представляють собою складніший клас активів, оскільки їх вартість не є самостійною, а залежить від ціни базового активу, яким можуть виступати ті ж самі акції, облігації, валюти або товари. До цих інструментів належать: ф'ючерси, опціони та свопи. Вони переважно використовуються досвідченими інвесторами для страхування ризиків, пов'язаних з коливаннями цін на базові активи, або ж для спекуляцій з метою отримання прибутку від прогнозованих цінових рухів. Важливо розуміти, що інвестування в похідні інструменти пов'язане зі значно вищим

рівнем ризику та вимагає глибокого розуміння їхніх механізмів функціонування.

Альтернативні інвестиції

Окрім перелічених традиційних та похідних інструментів, існує також категорія альтернативних інвестицій, яка приваблює інвесторів, що шукають додаткової диверсифікації портфеля або вищого потенціалу дохідності, часто з меншою кореляцією до основних ринкових рухів. До цієї групи належать такі активи, як приватний капітал, венчурний капітал, інвестиції в інфраструктурні проекти, а також більш екзотичні варіанти, наприклад, предмети мистецтва, колекціонування та, останнім часом, криптовалюти. Характерними рисами альтернативних інвестицій часто є нижча ліквідність, вищі пороги входу, складність оцінки та специфічні ризики, однак вони можуть запропонувати унікальні можливості для зростання капіталу, особливо в довгостроковій перспективі.

Підсумовуючи проведений аналіз, можна зазначити, що кожен актив має як і переваги, так і недоліки, відповідно різний рівень ризику та потенційної дохідності. Однак, серед усіх проаналізованих альтернатив, саме акції виділяються найвищим потенціалом зростання, залишаючись при цьому доступними для широкого загалу. Однак, ці переваги нерозривно супроводжуються високим рівнем ризику та значною волатильністю, що вимагає уважного та якісного аналізу для успішного інвестування.

1.2 Фондовий ринок та акції як об'єкт інвестування

В сучасній економіці фондовий ринок забезпечує взаємодію між інвесторами та емітентами, тим самим виконуючи важливу функцію перерозподілу капіталу. Система фондового ринку побудована на взаємодії двох рівнів: первинного та вторинного ринків. На первинному ринку компанії вперше випускають акції або облігації для залучення капіталу [7]. В свою чергу, вторинний ринок забезпечує обіг вже випущених цінних

паперів між інвесторами через біржові майданчики, такі як Нью-Йоркська фондова біржа.

Роль фондового ринку виходить за межі простої торгівлі акціями. Він виконує три ключові функції:

- залучення капіталу: компанії отримують кошти, щоб фінансувати розробку нових продуктів збільшувати обсяги виробництва;
- оцінка вартості: ринкові ціни акцій відображають колективну оцінку інвесторами майбутніх перспектив компанії, формуючи об'єктивний індикатор її вартості;
- забезпечення ліквідності: надає інвесторам можливість швидко купувати або продавати акції.

Юридична сутність акції полягає в праві власності на частину капіталу компанії. Економічна ж сутність акції як інвестиції проявляється у можливості отримання доходу через зростання її вартості або регулярні виплати. Володіння акцією надає акціонеру наступний перелік прав:

- управління компанією: можливість брати участь у прийнятті стратегічних рішень;
- виплати дивідендів: право на періодичні виплати, які розподіляються відповідно до кількості утримуваних акцій;
- інформаційну прозорість: доступ до фінансових звітів та інших документів, які розкривають стан справ у компанії;
- ліквідаційну квоту: пріоритет у отриманні коштів після розрахунків із кредиторами у разі банкрутства компанії [8].

При аналізі акцій важливо розрізнити їхню справедливу вартість та поточну ринкову ціну. Справедлива вартість відображає фундаментальну цінність компанії, розраховану за допомогою фінансових моделей або порівняльного аналізу [9]. Натомість, ринкова ціна формується щоденно на біржі під впливом попиту та пропозиції і може суттєво відхилитися від справедливої вартості через короткострокові ринкові настрої, спекуляції або інформаційний вплив. Як приклад, акції перспективних технологічних

компаній можуть торгуватися за високою ціною через завищені очікування майбутнього зростання, навіть якщо їхні поточні фінансові результати не підтверджують таку оцінку.

Як було зазначено раніше, акції є ризиковим активом, і важливим є розуміння цих ризиків. По-перше, інвестори стикаються з системним ризиком, пов'язаним із загальноринковими подіями, який неможливо усунути диверсифікацією, та несистемним ризиком, специфічним для компанії чи галузі, який вже можна значно зменшити диверсифікацією портфеля. По-друге, існує ризик ліквідності – складність швидко продати актив без значної втрати ціни, цей ризик особливо характерний для акцій малих компаній чи тих, що торгуються на позабіржовому ринку. Нарешті, найбільш критичним є ризик повної втрати капіталу у випадку банкрутства компанії, оскільки акціонери мають найнижчий пріоритет при розподілі активів, що підкреслює важливість аналізу фінансової стійкості емітента.

1.3 Актуальність дослідження та аналіз існуючих рішень

Останні роки демонструють стрімке зростання участі індивідуальних інвесторів на фінансових ринках. Ця тенденція підтверджується вражаючими даними: кількість користувачів мобільних додатків для торгівлі акціями у світі зростала із середньорічним темпом 20% в період 2016 – 2025 років, значно перевищивши показники до пандемії. Більше того, прогнозується, що до 2030 року обсяг активів під управлінням індивідуальних інвесторів перевищить \$100 трильйонів, складаючи понад 60% від загального обсягу наявних активів [10]. Це свідчить про помітний зсув ринку в бік індивідуальних інвесторів та підкреслює актуальність інструментів, орієнтованих саме на цю аудиторію.

Однак, ця безпрецедентна доступність до ринку не означає спрощення самого процесу прийняття інвестиційних рішень. Навпаки, оцінка потенціалу акцій залишається складним, багатофакторним завданням, що

вимагає аналізу значних обсягів даних та специфічних знань, яких часто бракує пересічному інвестору. Про цю складність опосередковано свідчить зростаюча готовність інвесторів надати процес управління портфелем технологіям: згідно з дослідженнями, майже третина (31%) респондентів у світі готові довірити управління своїм портфелем AI-асистенту [10]. Ця тенденція ще більш виражена серед молодших поколінь та на ринках, що розвиваються, тобто саме серед тієї аудиторії, що активно долучається до інвестування. Це сигналізує про значний попит на інструменти, які можуть спростити аналітичне навантаження, подолати інформаційне перевантаження та надати чіткіші орієнтири для прийняття обґрунтованих інвестиційних рішень.

Отже, зростаючий інтерес індивідуальних інвесторів до фінансових ринків та складність фінансового аналізу, стимулює розробку різноманітних інвестиційних помічників. Ці програмні інструменти покликані спростити процес прийняття інвестиційних рішень та підвищити їхню якість, серед них найбільш розповсюдженими є:

- інвестиційні чат-боти: інтерактивні помічники, що відповідають на запити інвесторів, допомагають з аналізом даних або навіть пропонують інвестиційні ідеї, використовуючи алгоритми штучного інтелекту та обробку природної мови. Вони, хоч і є зручними через можливість спілкуватися, як з людиною, але все ще їхні не здатні надавати високоякісний аналіз;

- фінансові веб-портали: ці ресурси агрегують величезні обсяги фінансових даних, новин, котирувань та базових показників для широкого спектру активів. Вони є цінним джерелом інформації, але, як правило, не пропонують інтегрованих інструментів для комплексного аналізу, оцінки ризиків чи генерації рекомендацій, що залишає тягар аналізу на користувачі;

- професійні аналітичні платформи: надзвичайно потужні системи, які надають доступ до величезного обсягу даних у реальному часі та складних аналітичних інструментів. Однак, доступ до них зазвичай є

занадто дорогим для широкого загалу, а функціональність занадто складною, що робить їх непідходящими для рядових інвесторів.

Таким чином, хоч існуючі на ринку програмні рішення і представляють собою широкий спектр інструментів, кожне з них має свої обмеження. Інвестиційні чат-боти пропонують зручний інтерфейс, але часто страждають недостатньою глибиною аналізу. Фінансові веб-портали є цінним джерелом даних, проте залишають тягар їхнього аналізу на користувачеві. Професійні ж платформи, хоч і надзвичайно потужні, все ж залишаються недоступними та надлишковими для рядових інвесторів. Така ситуація створює очевидну потребу в додатку, який би не просто агрегував дані, а надавав інтуїтивно зрозумілу оцінку інвестиційного потенціалу акцій, спрощуючи прийняття інвестиційних рішень для користувачів без спеціалізованих фінансових знань.

1.4 Постановка задачі

Враховуючи виявлену незадоволену потребу індивідуальних інвесторів у ефективному та легкому у використанні інструменті для оцінки акцій, а також обмеженість існуючих рішень, основною задачею даної роботи є проектування та розробка програмного додатку для оцінки інвестиційного потенціалу акцій.

Першим етапом розробки стало теоретичне дослідження, яке включало визначення концептуальної та технічної основи системи, що складалося з вибору конкретних індикаторів технічного та фундаментального аналізу, а також формування підходу до оцінки ризику та прибутковості. Також була розроблена стратегія застосування машинного навчання для прогнозування результатів.

Наступний етап безпосередньо охопив програмну реалізацію та тестування системи. Спочатку був визначений конкретний технологічний

стек. Потім здійснювалося написання коду для всіх програмних модулів – збору даних, аналітичних розрахунків, моделі машинного навчання, серверної та клієнтської частин. Паралельно та після завершення розробки проводилося всебічне тестування, що включало перевірку коректності роботи окремих компонентів, їх взаємодії та оцінку функціональності, стабільності й зручності використання системи в цілому. Метою цього об'єднаного етапу було створення працездатного програмного застосунку та перевірка його відповідності вихідним вимогам.

Результатом роботи є функціонуючий прототип програмного додатку для оцінки інвестиційного потенціалу акцій. Розроблена система надає можливості для перегляду показників фундаментального та технічного аналізу і, звісно, генерацію підсумкового інвестиційного рейтингу за допомогою моделі машинного навчання. Також, у додатку реалізовано зручний та інтуїтивно зрозумілий графічний інтерфейс користувача. Слід зауважити, що додаток включає ряд обмежень, зокрема використання публічно доступних API та інформаційний характер результатів аналізу, які не є прямими інвестиційними порадами.

2 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ОЦІНКИ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОТЕНЦІАЛУ АКЦІЙ

2.1 Фундаментальний та технічний аналіз акцій

У світі фінансів оцінка інвестиційного потенціалу акцій ґрунтується на двох домінуючих, хоча й часто протилежних за філософією, підходах: фундаментальному та технічному аналізу. Ці методи, розроблені протягом століть фінансової практики, формують основу для прийняття інвестиційних рішень, пропонуючи різні перспективи щодо оцінки активів. Як зазначає Investopedia, фундаментальний аналіз зосереджується на визначенні внутрішньої вартості компанії, тоді як технічний аналіз досліджує історичні паттерни цін для прогнозування майбутніх рухів [11].

Фундаментальний аналіз базується на припущенні, що ринкова ціна акцій, хоча й може тимчасово відхилитися від її справедливої вартості, зрештою, у довгостроковій перспективі, неминуче повернеться до неї. Методологія цього підходу передбачає дослідження фінансових показників компанії, макроекономічного середовища та специфіки галузі.

Натомість технічний аналіз виходить з трьох фундаментальних припущень: ціною ринок вже відображає всю доступну інформацію, цінові рухи мають певні тенденції, а історія на ринку повторюється. Основна ідея цього підходу полягає у прогнозуванні майбутніх рухів цін виключно на основі аналізу минулої ринкової активності, перш за все – історичних даних про ціни та обсяги торгів. Відповідно, основними даними для аналізу є графіки цін та обсягів торгів, а також різноманітні статистичні індикатори, розраховані на їх основі. Кінцева мета технічного аналізу є суто практичною: визначення поточного тренду, ідентифікація рівнів підтримки та супротиву, пошук оптимальних точок входу та виходу з позицій та прогнозування ймовірних коротко- та середньострокових цінових рухів.

Підсумовуючи, фундаментальний та технічний аналіз являють собою дві діаметрально протилежні методології, з різною філософією, інструментарієм та пріоритетними сферами застосування. Фундаментальний аналіз фокусується на фінансовому стані та внутрішній вартості компаній для довгострокових інвестицій, тоді як технічний аналіз – на динаміці цін, обсягів торгів та інших ринкових даних, допомагаючи визначити оптимальні моменти для короткострокових угод [12].

2.1.1. Ключові фундаментальні показники

З-поміж багатьох показників фундаментального аналізу було обрано три, які дозволять оцінити різні аспекти діяльності компанії: прибуток на акцію (EPS), рентабельність активів (ROA) та коефіцієнт ціна/прибуток (P/E). EPS демонструє чистий прибуток на одну акцію, ROA відображає ефективність використання активів для отримання прибутків, а коефіцієнт P/E слугує індикатором чи не переоцінена компанія по відношенню до свого прибутку. Комбінація цих показників дозволить оцінити як поточний стан компанії, так і її перспективи.

Як вже було зазначено, рентабельність активів вимірює, наскільки ефективно компанія використовує свої активи для генерації прибутку. Цей показник розраховується за наступною формулою:

$$\frac{P}{E} = \frac{\text{Чистий прибуток}}{\text{Середні загальні активи}} \cdot \quad (2.1)$$

Для більшості галузей значення ROA понад 10-15% вважається високим та свідчить про ефективне управління активами та високу прибутковість від їх використання. Причиною цього може бути висока операційна маржа, швидкий оборот активів або ефективна бізнес-модель. Наприклад, компанії у сфері розробки програмного забезпечення часто

демонструють дуже високий ROA, оскільки їх основними активами є інтелектуальна власність та людський капітал, через, що вони здатні отримувати значні прибутки при відносно низькій балансовій вартості матеріальних активів.

З іншого боку, ROA нижче 5% сигналізує про потенційні проблеми, такі як неефективне використання активів, низька рентабельність діяльності або надмірні інвестиції, що не забезпечують достатнього прибутку. Проте, інтерпретація низького ROA також вимагає контексту: для капіталомістких галузей, як-от важка промисловість, енергетика або транспорт, де для ведення бізнесу потрібні значні обсяги основних засобів, типові показники ROA будуть природно нижчими, тому ключовим є порівняння ROA конкретної компанії не лише з її історичними даними, але й з середніми показниками та стандартами для відповідної галузі. Наприклад, ROA на рівні 8% може бути чудовим для металургійного комбінату, але посереднім для компанії, що надає послуги [13].

Таким чином, ROA надає цінну інформацію про операційну ефективність компаній та їх здатності генерувати прибуток з наявних активів. Однак, використання ROA має свої обмеження: він може бути викривлений різними методами оцінки активів та залежить від прийнятих бухгалтерських стандартів, а його використання для прямих міжгалузевих порівнянь має мало сенсу через суттєві відмінності у структурі активів різних галузей.

Прибуток на акцію демонструє частку прибутку компанії, яка припадає на кожну акцію в обігу. Він розраховується діленням чистого прибутку компанії на середньозважену кількість звичайних акцій в обігу протягом визначеного періоду.

Практичним застосуванням EPS є його тісний зв'язок між динамікою вартості акцій та очікуваними змінами EPS: зростання EPS компанії зазвичай стимулює підвищення вартості її акцій, тоді як його падіння, як правило, призводить до їх знецінення. Більше того, інвестори готові платити

більше за акції компаній з вищим EPS, оскільки це свідчить про хороші фінансові результати та потенціал до подальшого зростання ціни [14].

Проте, EPS має і свої обмеження. Сам по собі показник за один період є лише «знімком» у часі і не дає повного уявлення про динаміку; для аналізу тенденцій необхідне порівняння показників за декілька років. Крім того, розрахунок EPS базується на чистому прибутку, який включає негрошові витрати, такі як амортизація, тому компанія може генерувати значно більше грошових потоків, ніж показують її цифри EPS. Існує також можливість впливу на показники EPS з боку компаній через зміну кількості акцій в обігу. Важливо розуміти, що не існує універсального «хорошого» значення EPS, це фактичний показник, який слід оцінювати в контексті галузі, історичних даних та порівняно з конкурентами, а коефіцієнт P/E може допомогти інвесторам зрозуміти, чи платять вони забагато за заробітки компанії [15].

Таким чином, хоча прибуток на акцію є цінним показником фінансового стану компанії, все ж для прийняття обґрунтованих рішень його слід розглядати в комплексі з іншими фінансовими показниками, аналізом ринкових тенденцій та специфікою діяльності компанії.

Як було зазначено раніше, прибуток на акцію є не тільки важливим показником прибутковості, але й слугує основою для розрахунку одного з найпопулярніших ринкових мультиплікаторів – коефіцієнта ціна/прибуток. Коефіцієнт P/E відображає співвідношення між ринковою ціною акції та прибутком компанії на кожну акцію в обігу. Формула розрахунку виглядає наступним чином:

$$\frac{P}{E} = \frac{\text{Ціна акції}}{\text{Прибуток на акцію}} \quad (2.2)$$

Наприклад, якщо поточна ціна акції \$50, а прибуток на акцію становить \$5, то P/E буде дорівнювати 10, що означає, що інвестори готові платити \$10 за кожен долар прибутку компанії.

Високий P/E (понад 25-30) може сигналізувати про переоцінку акцій або високі очікування зростання, характерні для технологічних компаній. В той час, як низький P/E (менше 15) часто асоціюється з недооціненими акціями або компаніями зі стагнующим прибутком. Проте, як зауважує Business Insider, порівняння P/E має сенс лише в межах однієї галузі: наприклад, у секторі охорони здоров'я співвідношення P/E може сягати 30, а у секторі фінансових послуг – 10 [16].

Однак, простота цього показника супроводжується кількома недоліками: показник може бути предметом маніпуляцій з прибутком через особливості обліку чи разові операції, він ігнорує перспективи зростання та інвестиційні витрати, що важливо для стартапів і, нарешті, порівняння P/E між компаніями з різних галузей є часто безглуздим.

Отже, розглянуті фундаментальні показники – EPS, ROA та P/E – надають різнобічне уявлення про компанію та її акції, оцінюючи її відносно ринкових очікувань, ефективності використання активів та прибутковості на акцію. Але, для глибшого розуміння операційної ефективності та фінансового стану компанії цей аналіз було доповнено коефіцієнтами оборотності та різними показниками рентабельності, які демонструють ефективність використання ресурсів для генерації доходу.

Коефіцієнти оборотності, такі як оборотність основних засобів та оборотність активів, демонструють наскільки ефективно компанія використовує свої активи для отримання прибутку. Показники рентабельності розкривають, яку частку доходу компанія здатна перетворити на прибуток на різних етапах своєї діяльності. Валова рентабельність відображає ефективність основного виробничого процесу та цінової політики. Операційна рентабельність показує прибутковість діяльності до вирахування відсотків та податків, тоді як чиста рентабельність є кінцевим індикатором загальної прибутковості після всіх витрат. Рентабельність грошового потоку оцінює здатність компанії

генерувати грошові потоки своєю діяльністю, що є критично важливим для її фінансової стабільності та розвитку.

Жоден з розглянутих показників не є універсальним або ж самодостатнім, кожен з них має як переваги, так і обмеження, а отже їх використання потребує комплексного підходу. Більше того, коректна інтерпретація всіх цих показників вимагає порівняння зі значеннями інших компаній галузі та історичними даними самої компанії.

2.1.2. Ключові технічні індикатори

Технічний аналіз надає широкий спектр інструментів для інтерпретації ринкових тенденцій, серед яких було обрано п'ять індикаторів, які заслуговують особливої уваги через їхню універсальність та інформативність:

- проста ковзна середня (SMA): допомагає визначити основний напрямок тренду та потенційні рівні підтримки й опору;
- конвергенція/дивергенція ковзних середніх (MACD): використовується для оцінки моментуму ринку та виявлення дивергенцій;
- індекс відносної сили (RSI): вимірює швидкість та амплітуду цінових змін, що допомагає виявити стан перекупленості або перепроданості активу;
- середній істинний діапазон (ATR): надає об'єктивну міру поточної волатильності;
- балансовий об'єм (OBV): аналізує тиск купівлі та продажу через кумулятивний об'єм торгів, часто сигналізуючи про силу, що стоїть за ціновими рухами.

Проста ковзна середня є одним із фундаментальних та найпоширеніших інструментів технічного аналізу, призначеним для згладжування цінових коливань та виявлення основного напрямку руху ринку. SMA виконує три ключові функції: вона допомагає визначити

напрямок та силу поточного тренду, ідентифікувати динамічні рівні підтримки чи опору, а також генерує торгові сигнали на основі перетинів самої ковзної середньої з ціною або з іншими ковзними середніми з різними періодами [17]. Розрахунок SMA є простим середнім арифметичним цін за обраний період:

$$SMA = \frac{A_1 + A_n \dots + A_n}{n}, \quad (2.4)$$

де A_n – ціна активу в період n ;

n – загальна кількість періодів.

Вибір розрахункового періоду залежить від цілей інвестора, оскільки визначає чутливість індикатора до цінових змін. Періоди до 50 днів вважаються короткостроковими, вони швидше реагують на поточні коливання ціни, що може бути корисним для короткострокових трейдерів, однак вони генерують більше «шумних», потенційно хибних сигналів. І навпаки, довші періоди сприяють формуванню більш згладженої кривої, яка точніше відображає довгострокові ринкові тенденції, але при цьому суттєво уповільнює реакцію індикатора на актуальні ринкові зміни.

Інтерпретація сигналів SMA базується на її напрямку та взаємодії з ціною. Зростаюча SMA зазвичай вказує на висхідний тренд, спадна – на низхідний, а горизонтальна – на боковий рух. Перебування ціни стабільно вище SMA підтверджує «бичий» настрій, нижче SMA – «ведмежий». Важливі торгові сигнали генеруються при перетинах: перетин ціною SMA знизу вгору зазвичай сигналізує про початок висхідного руху, а зверху вниз – про початок низхідного. Особливо значущими вважаються перетини двох SMA: коли короткострокова SMA перетинає довгострокову знизу вгору, це розглядається як сильний сигнал на купівлю, водночас зворотний перетин навпаки попереджає про можливий початок затяжного спаду. Хоча SMA і є простим та ефективним інструментом у трендових ринках, її

недоліками є реакція з затримкою на цінові зміни та генерація численних хибних сигналів під час бокового руху ціни.

Варто зазначити, що окрім простої ковзної середньої, також існує експоненційна ковзна середня (ЕМА). Головна відмінність ЕМА полягає в тому, що вона надає більшої ваги останнім ціновим даним, завдяки чому швидше реагує порівняно з SMA. Хоча ця швидша реакція може бути перевагою для деяких торгових стратегій, для цілей даного додатку, орієнтованого на надання загальної довгострокової оцінки в рамках комплексного аналізу, було обрано саме SMA.

Індикатор конвергенції/дивергенції ковзних середніх є універсальним інструментом технічного аналізу, оскільки він інтегрує оцінку напрямку та сили ринкового тренду. В основі індикатора лежить аналіз взаємодії між двома розрахованими за різними періодами експоненційними ковзними середніми, що дозволяє виявляти прискорення або уповільнення цінових рухів та прогнозувати потенційні точки розвороту. Індикатор складається з трьох ключових компонентів: основної лінії MACD, яка є різницею між ЕМА за 12 та 26 періодів, сигнальної лінії, що зазвичай є 9-періодною експоненційною ковзною середньою від самої лінії MACD та гістограми, яка візуалізує різницю між лінією MACD та сигнальною лінією.

Основними сигналами, що генерує MACD є: перетини основної та сигнальної ліній, де напрямок перетину вказує на купівлю чи продаж та перетини нульової лінії самою лінією MACD, що сигналізує про зміну домінуючого ринкового настрою. Особливу увагу варто приділяти явищу дивергенції/конвергенції між ціновим графіком та індикатором, які часто попереджають про можливе ослаблення поточного тренду та його ймовірний розворот.

Окрім сигналів про можливі зміни, MACD надає інформацію про поточний моментум ринку через своє положення відносно нульової лінії. Коли лінія MACD знаходиться вище нуля, це підтверджує перевагу висхідного імпульсу, якщо ж лінія MACD опускається нижче нуля, це

вказує на домінування низхідного імпульсу. Для наочної ілюстрації цього індикатору на рисунку 2.1 наведено приклад.

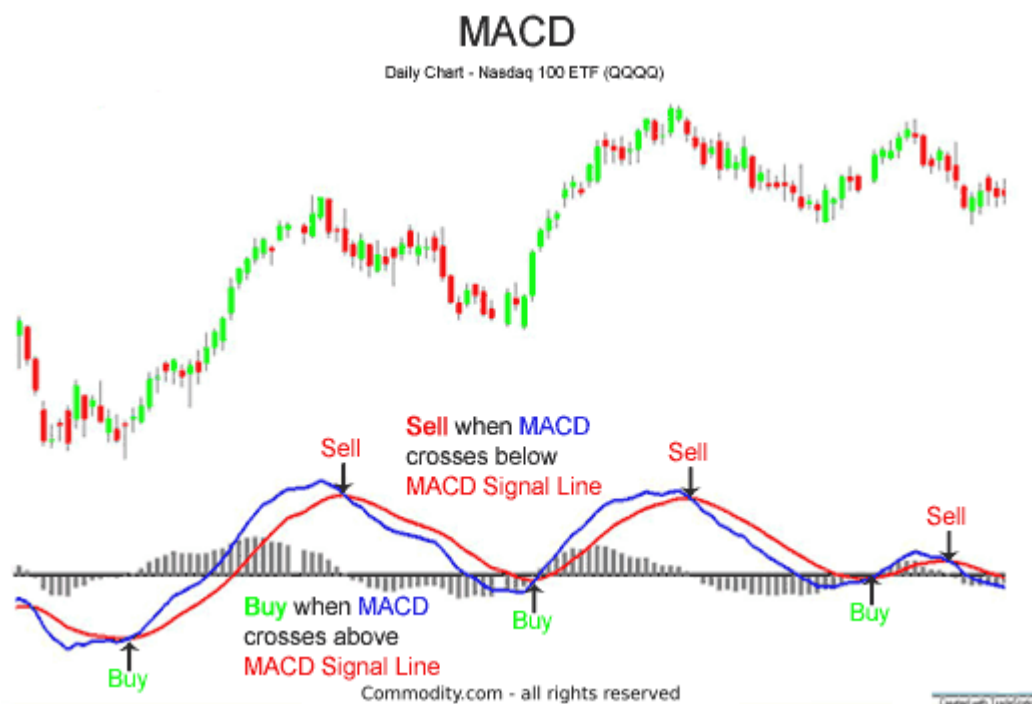


Рисунок 2.1 – Приклад використання MACD [18]

Як видно на рисунку, сигнали, сформовані перетином ліній, правильно сигналізують про зміни напрямку руху цін. Окрім того, гістограма, яка відображає різницю між цими двома лініями, чітко ілюструє динаміку цін.

Індекс відносної сили є осцилятором моментуму, що дозволяє трейдерам оцінити поточну силу та швидкість ринкових змін. Його призначення полягає у виявленні станів перекупленості або перепроданості активу, що, своєю чергою, може вказувати на потенційні точки розвороту або корекції. В основі розрахунку лежить відношення середнього зростання до середнього падіння ціни за певний період, результат чого потім нормалізується за шкалою від 0 до 100 за допомогою наступної формули:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + \frac{\text{Середній приріст}}{\text{Середній спад}}} \quad (2.5)$$

Інтерпретація RSI значною мірою залежить від його положення відносно встановлених критичних зон. Перевищення 70 часто сигналізує про досягнення ситуації на ринку, де ентузіазм покупців може бути надмірним, що створює умови для корекції. І навпаки, падіння індикатора нижче 30 вказує на переважання песимістичних настроїв та ймовірну недооцінку активу, що створює передумови для зростання ціни. Проте, ці зони не є абсолютними сигналами і багато стратегій, перш ніж приймати торговельні рішення, спираються на те, як індикатор буде поводитись після виходу з цих критичних областей.

Як і індикатор MACD, RSI надає можливість виявляти дивергенції, що полягають у розбіжності між траєкторією цінового графіка та показаннями осцилятора. «Бичача дивергенція» спостерігається, коли ціна активу досягає нового нижчого мінімуму, а RSI формує вищий локальний мінімум, що вказує на ослаблення тиску з боку продавців. Натомість, «ведмежа дивергенція» виникає при оновленні ціною свого максимуму на тлі формування нижчого піку на графіку RSI, що може свідчити про вичерпання купівельного потенціалу та ймовірне наближення спадної корекції.

Середній істинний діапазон – це індикатор, призначений для вимірювання ринкової волатильності, що розраховується шляхом усереднення «істинних діапазонів» за обраний період. Істинний діапазон – це міра денної волатильності, яка враховує цінові розриви між торговими сесіями. Зростання ATR сигналізує про підвищення волатильності та потенційно сильні цінові рухи, тоді як низькі значення вказують на консолідацію та спокійний ринок [18].

Для розрахунку середнього істинного діапазону спершу для кожного торгового періоду визначається істинний діапазон шляхом вибору найбільшого з трьох значень: різниця між максимумом та мінімумом

поточного періоду, абсолютне значення різниці між максимумом поточного періоду та ціною закриття попереднього періоду або абсолютне значення різниці між мінімумом поточного періоду та ціною закриття попереднього періоду. Перше значення ATR обчислюється як просте середнє арифметичне перших n значень. Після отримання цього початкового значення ATR, для всіх наступних періодів використовується формула згладжування:

$$ATR_n = \frac{ATR_{n-1} * (n-1) + TR_n}{n}, \quad (2.6)$$

де ATR_n – поточний ATR;

ATR_{n-1} – попередній ATR;

TR_n – поточний істинний діапазон;

n – загальна кількість періодів.

Головною перевагою ATR є його здатності об'єктивно оцінювати поточну ринкову мінливість, що робить його незамінним інструментом для управління ризиками. Крім того, ATR є цінною ознакою для прогнозних моделей машинного навчання, оскільки дозволяє кількісно оцінити рівень ризику та адаптувати прогнози до різних ринкових умов, особливо при використанні горизонту прогнозування.

Балансовий об'єм є кумулятивним індикатором, призначеним для вимірювання тиску купівлі та продажу на ринку. Його основний принцип полягає в тому, що в дні зростання ціни денний об'єм торгів додається до кумулятивного показника OBV, а в дні падіння ціни – віднімається. Головне призначення балансового об'єму полягає у підтвердженні або ідентифікації загальних цінових тенденцій, а також у прогнозуванні цінових рухів на основі виявлених дивергенцій [19].

Динаміка індикатора OBV безпосередньо відображає співвідношення торговельної активності в періоди зростання та падіння ціни. У випадку, коли обсяги торгів під час підйомів ціни перевищують обсяги в дні

зниження, лінія OBV зростає. І навпаки, якщо домінують обсяги на спаданні ціни, індикатор буде знижуватися. Така поведінка дозволяє інтерпретувати зростання OBV як ознаку посилення купівельного тиску, тоді як його падіння вказує на збільшення активності продавців. Ключова теорія, що лежить в основі OBV, полягає в припущенні, що зміни в обсягах торгів передують відповідним змінам у ціні.

Отже, кожен з розглянутих індикаторів надає унікальну інформацію для аналізу ринкової динаміки: SMA допомагає визначити основний тренд та потенційні рівні підтримки/опору шляхом згладжування ціни, MACD генерує сигнали на основі взаємодії ковзних середніх та виявляє дивергенції, RSI вимірює швидкість цінових змін та ідентифікує стани перекупленості й перепроданості ринку. Доповнюють цю картину ATR, який об'єктивно вимірює поточну волатильність ринку, враховуючи цінові розриви, та OBV, що аналізує тиск купівлі та продажу на основі об'ємів торгів, чим вказує на силу, що стоїть за ціновими рухами, та можливі майбутні зміни тренду.

Варто зазначити, що, незважаючи на популярність та інформативність кожного окремого індикатора, вони не позбавлені недоліків. Ковзні середні та MACD реагують із запізненням і можуть генерувати хибні сигнали в періоди бокового руху ціни. RSI під час сильних трендів може тривалий час перебувати в екстремальних зонах, тому не буде давати чітких сигналів. ATR, хоч і вимірює волатильність, не вказує напрямку ціни, а OBV може бути спотворений різкими одноденними сплесками об'ємів торгів. Тому для підвищення надійності технічного аналізу доцільно використовувати ці індикатори комплексно.

2.2 Оцінка ризику та прибутковості

Активи з найбільшим потенціалом зростання зазвичай мають і найвищий рівень ризику, причому цей ризик не завжди очевидний і може

проявлятися в різних формах. Розуміння та якісна оцінка цих ризиків є критично важливим етапом перед прийняттям будь-яких інвестиційних рішень, оскільки недооцінка потенційних загроз може призвести до значних фінансових втрат.

Існує декілька основних типів ризику, з якими стикаються інвестори:

- ринковий. Це ризик зниження вартості інвестицій через загальні коливання на фінансових ринках, спричинені макроекономічними, політичними, глобальними чи іншими подіями, що впливають на більшість активів;
- кредитний. Відомий також як ризик дефолту, він пов'язаний з імовірністю невиконання емітентом своїх боргових зобов'язань;
- валютний. Виникає при інвестуванні в активи в іноземній валюті, через можливі несприятливі зміни курсів обміну валют;
- інфляційний. Це ризик зниження купівельної спроможності в результаті знецінення активів через інфляцію;
- ризик ліквідності. Він полягає у потенційній неможливості швидко продати актив за його справедливою ринковою ціною через недостатній попит на ринку;
- несистемний. Це ризик, пов'язаний з факторами, специфічними для окремої компанії або галузі, і може бути знижений шляхом диверсифікації портфеля [21].

Хоча кожен із зазначених видів ризику має свою унікальну природу та вплив, існує один універсальний показник, який часто слугує індикатором загальної ринкової невизначеності та безпосередньо впливає на інвестиційний результат – це волатильність.

Волатильність є статистичним показником, що характеризує діапазон та швидкість змін ціни активу за певний період часу. Тобто, вона показує, наскільки сильно ціна акції коливалася навколо свого середнього значення. Вищі значення волатильності, вказують на більшу невизначеність щодо

майбутньої ціни активу, і, відповідно, тим вищим вважається ризик інвестування в цей актив.

Загальноприйнятим методом розрахунку волатильності є обчислення стандартного відхилення відсоткових змін ціни активу за обраний часовий проміжок. Формула для розрахунку стандартного відхилення за інтервал часу виглядає наступним чином:

$$\sigma_T = \sigma\sqrt{T}, \quad (2.7)$$

де σ – середньоквадратичне відхилення дохідності;

T – кількість періодів за інтервал часу.

Окрім оцінки ризику, важливо також аналізувати прибутковість інвестиції з урахуванням прийнятого ризику. Одним із найпопулярніших показників для такої оцінки є Коефіцієнт Шарпа. Коефіцієнт Шарпа вимірює надлишкову дохідність інвестиції на одиницю загального ризику. Надлишкова дохідність – це різниця між середньою дохідністю інвестиційного активу та дохідністю безризикового активу за той самий період. Ризик у формулі коефіцієнта Шарпа представлений стандартним відхиленням дохідностей активу. Формула розрахунку Коефіцієнта Шарпа виглядає наступним чином:

$$\text{Коефіцієнт Шарпа} = \frac{\text{Очікувана дохідність} - \text{Безризикова дохідність}}{\text{Волатильність}}. \quad (2.8)$$

Для інтерпретації Коефіцієнта Шарпа існують загальні орієнтири: значення менше 1.0 зазвичай вказує на дохідність, нижче середньої, значення більше 1.0 вважається прийнятним, а значення понад 2.0 – свідчить про високу ефективність [22]. Таким чином, цей показник допомагає інвестору зрозуміти, наскільки виправданим є прийнятий ризик з точки зору отриманої винагороди.

2.3 Аналіз ринкових настроїв

Фінансові ринки є складними системами, де ціни на активи формуються не лише під впливом об'єктивних економічних та фінансових показників, але й значною мірою залежать від колективних очікувань, психології та емоцій учасників ринку. Новини, думки аналітиків, обговорення в медіа та соціальних мережах створюють певний інформаційний фон, або «ринковий настрій», який може суттєво впливати на сприйняття інвесторами окремих акцій чи ринку в цілому, іноді спричиняючи цінові рухи, не пов'язані безпосередньо з фундаментальними змінами. Саме для оцінки цього інформаційного шару застосовується аналіз настроїв – процес автоматичного визначення емоційного забарвлення текстових даних за допомогою методів обробки природної мови.

Застосування аналізу настроїв при прогнозуванні інвестиційного потенціалу активів полягає в припущенні, що колективні настрої, відображені в інформаційному полі, містять випереджуючу інформацію або, принаймні, слугують індикатором поточного тиску покупців або продавців. Позитивний інформаційний фон зазвичай підвищує попит на акцію, що сприяє зростанню її ціни, тоді як хвиля негативних новин чи коментарів, навпаки, провокує розпродаж і, відповідно, падіння ціни. Хоча вплив сьогоденних настроїв на довгострокову вартість є менш вираженим порівняно з фундаментальними факторами, ігнорувати його повністю не варто, оскільки вони можуть характеризувати поточний стан сприйняття компанії, що може бути важливим контекстом для прийняття рішень. Як показують сучасні дослідження, інтеграція аналізу настроїв з традиційними методами потенційно може покращити якість фінансового аналізу та прогнозних моделей [23].

Для ефективного використання інформації про ринкові настрої, особливо при прогнозуванні на середньостроковий період, доцільно застосовувати комплексний підхід до формування відповідних ознак для

моделі машинного навчання. Замість того, щоб покладатися лише на миттєву оцінку настрою, яка може бути надто мінливою та «шумною», варто використовувати комбінацію показників, що відображають різні аспекти інформаційного фону. Такий підхід включає: поточну оцінку настрою, яка фіксує найсвіжіші реакції ринку, згладжену оцінку настрою, розраховану за допомогою ковзної середньої, що відображає більш стійкий тренд у сприйнятті компанії та динаміку цієї згладженої оцінки за останній період, що вказує на поточний напрямок зміни настроїв. Така комбінація ознак дозволить моделі машинного навчання отримати ширше уявлення про інформаційний контекст, збалансувати вплив короткострокових подій та довгострокових тенденцій у настроях, і потенційно підвищити якість фінального прогнозу.

2.4 Машинне навчання для оцінки інвестиційного потенціалу акцій

Традиційні підходи до аналізу, такі як фундаментальний та технічний, надають цінну інформацію, проте їхня здатність врахувати всі взаємозв'язки та ефективно обробити величезні потоки даних є обмеженою. Більше того, класичні фінансові теорії, зокрема гіпотеза ефективного ринку в її різних формах, припускають, що минулі рухи ціни активу не можуть бути надійно використані для прогнозування майбутніх рухів, оскільки вся відома інформація вже відображена в поточній ціні [24]. Це ставить під сумнів можливість стабільного отримання надлишкової доходності лише на основі історичних даних.

Застосування методів машинного навчання пропонує низку переваг порівняно з традиційними підходами. По-перше, ці алгоритми здатні ефективно обробляти великі обсяги різномірних даних, що дозволяє без зайвих труднощів інтегрувати показники фундаментального аналізу, технічні індикатори та метрики ризику. По-друге, вони можуть виявляти складні, нелінійні та приховані залежності у даних, які часто залишаються

непоміченими при використанні стандартних статистичних методів або експертному аналізі.

Актуальність використання ML для підтримки інвестиційних рішень підтверджується і зростаючим попитом з боку самих інвесторів. Як свідчать дослідження, все більше користувачів, особливо серед молодших поколінь, готова делегувати управління своїми портфелями AI-асистентам, що вказує на потребу в інтелектуальних інструментах, які можуть спростити складний процес прийняття інвестиційних рішень [10].

У рамках даного додатку машинне навчання буде застосовано не для прямого прогнозування точної ціни акції на певний момент у майбутньому, а для вирішення більш реалістичного та практично значущого завдання – генерації рейтингу інвестиційної привабливості акції за шкалою від 1 до 5. Цей рейтинг буде базуватися на комплексному аналізі всіх зібраних даних і слугуватиме для користувача додатку зрозумілим орієнтиром, що допоможе порівнювати різні акції між собою за їхнім потенціалом.

Для ефективного вирішення поставленої задачі ключовим є дослідження та вибір алгоритмів машинного навчання, здатних коректно обробляти цільову змінну, яка має природний порядок. На відміну від стандартних методів багатокласової класифікації, які розглядають категорії як незалежні, підходи, що враховують ординальну природу даних, безпосередньо спираються на впорядковану структуру рейтингів. Тобто, вони розуміють, що рейтинг «2» не просто відрізняється від «1», а є «кращим», а «3» – «кращим» за «2», і так далі. Ігнорування цієї впорядкованості, властивої поточній цільовій змінній, може призвести до побудови менш точної моделі. Отже, в рамках даного дослідження було розглянуто та порівняно декілька алгоритмів, призначених саме для задач ординального прогнозування, включаючи як традиційні методи ординальної регресії, так і більш сучасні підходи на основі нейронної мережі архітектури CORAL.

Ординальні моделі часто походять від або складаються з простіших, зокрема бінарних, моделей, оскільки багато з них вирішують завдання порядкової класифікації шляхом послідовного моделювання ймовірностей переходу між сусідніми категоріями або перевищення певних порогів, що по суті є серією бінарних задач.

Серед традиційних підходів до ординальної регресії розрізняють декілька основних типів, що характеризуються різними методами порівняння категорій та специфічними припущеннями. Одним з найпоширеніших є кумулятивний підхід, також відомий як модель пропорційних шансів, він базується на припущенні, що ознаки завжди мають однаковий вплив на шанси перейти через будь-який поріг між категоріями, змінюються лише самі порогові значення. Ця модель використовує кумулятивну ймовірність як основу для розрахунку ймовірності кожного окремого рівня, а потім обирає найбільш ймовірний. На противагу кумулятивним моделям є умовні моделі, які порівнюють категорії локально або послідовно, відповідно, до них належить послідовна модель, яка моделює ймовірність досягнення певного рівня за умови, що вже досягнуто попереднього. Іншим типом умовних моделей є модель суміжних категорій, яка порівнює ймовірності двох сусідніх категорій [25].

Поряд із традиційними методами, дослідження також розглядає сучасний підхід, заснований на нейронній мережі з архітектурою CORAL (Consistent Rank Logits). Цей підхід адаптує глибоке навчання для ординальної класифікації, навчаючи нейронну мережу видавати незалежні ймовірності для кожного з K класів, а $K-1$ логітів, кожен з яких відповідає за ймовірність того, що істинний рейтинг перевищує відповідний поріг між категоріями. Процес навчання даної моделі передбачає попереднє перетворення цільового рейтингу в спеціалізований бінарний формат, який представляє інформацію про перевищені рівні. На етапі прогнозування, фінальний рейтинг визначається шляхом підрахунку кількості вихідних ймовірностей, які подолали порогове значення.

Для навчання та тестування цих моделей буде використано набір історичних даних, який включатиме наступний спектр інформації: історичні дані про ціну акції та обсяги торгів, показники фундаментального та технічного аналізу, метрики ризику, а також результати аналізу ринкових настроїв у вигляді оцінок. Цільовою змінною, яку моделі навчатимуться прогнозувати, є, як уже зазначалося, рейтинг інвестиційної привабливості акції за шкалою від 1 до 5. Важливо підкреслити, що цей рейтинг не є суб'єктивною оцінкою, а сформований на основі об'єктивних даних про фактичну майбутню ефективність акції протягом визначеного прогнозного горизонту. Для кожної акції в кожен історичний момент часу було розраховано її реальне зростання за наступний період, після чого всі акції були відсортовані за цим показником ефективності, і їм буде присвоєно відповідний порядковий рейтинг.

3 РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАСТОСУНКУ

Програмні застосунки, залежно від платформи, призначення та архітектури, можна класифікувати на декілька основних видів: десктопні, мобільні та веб-застосунки. Десктопні встановлюються та виконуються безпосередньо на персональному комп'ютері користувача, що дозволяє використовувати його обчислювальну потужність для виконання задач. Мобільні застосунки, розроблені для смартфонів та планшетів, пропонують зручний доступ до функціоналу з пристроїв, які завжди поруч, та дозволяють використовувати специфічні можливості мобільних пристроїв, як-от системні повідомлення. І, нарешті, веб-застосунки, які є не потребують встановлення на пристрій користувача, оскільки працюють через інтернет-браузер.

Для реалізації програмного застосунку в рамках даної роботи було прийнято рішення розробити саме веб-застосунок, що обґрунтовано наступними перевагами:

- доступ з будь-якого місця та пристрою: користувачі зможуть легко отримати доступ до застосунку, незалежно від використовуваного пристрою, що зробить систему максимально доступною для максимально широкого кола людей;
- завжди актуальна версія: усі оновлення та виправлення вносяться розробниками безпосередньо на сервері, тому користувачі завжди будуть працюють з найновішою та найкращою версією програми, не витрачаючи час на завантаження та встановлення оновлень;
- економія часу розробки: замість створення окремих версій програми кожної популярної операційної системи розробляється один веб-застосунок.

Обравши формат розроблюваного застосунку було визначено ключові етапи його розробки. Основою будь-якої інтелектуальної системи є дані та модель, що на них навчається, тому першим кроком було збір та підготовка

якісного набору даних, а потім розробка та навчання алгоритмів машинного навчання. Наступним етапом стала побудова серверної частини, яка слугує обчислювальним центром та посередником між моделлю та кінцевим користувачем. Завершальним етапом стала реалізація клієнтської частини додатку, що забезпечить зручний доступ до функціоналу розробленої системи.

3.1 Підготовка та обробка даних

Основою для побудови будь-якої ефективної моделі машинного навчання є ретельна підготовка даних, що включає їх збір, попередню обробку, створення інформативних ознак та визначення цільової змінної. В рамках даної роботи, ключовими даними є історичні цінові ряди для розрахунку технічних індикаторів та фінансова звітність компаній для формування фундаментальних показників.

Процес формування навчального датасету розпочався з визначення вибірки, що складалася з провідних 50 компаній у різних галузях, це дозволило охопити різноманітні бізнес-моделі та ринкові динаміки; для кожної з цих компаній потім було послідовно застосовано єдиний алгоритм збору та обробки фінансових та ринкових даних.

Спочатку, за допомогою бібліотеки `ufinance`, було завантажено історичні ринкові дані, які охоплюють щоденні котирування (ціни відкриття, максимуму, мінімуму, закриття, скориговану ціну закриття та обсяг торгів) за період з 1 січня 2015 року по 1 червня 2025 року. Обраний часовий період охоплює різноманітні ринкові фази, включаючи періоди зростання, спадання та відносної стабільності, що важливо для навчання якісних моделей та також має не допустити зміщення прогнозів через специфіку окремого короткострокового ринкового циклу. Далі отримані часові ряди пройшли необхідну нормалізацію: індекс даних переведено у

формат `DatetimeIndex` без часової зони, а назви колонок – до стандартизованого нижнього регістру для зручності подальшої обробки.

На основі завантажених та нормалізованих історичних ринкових даних для кожного окремого тікера було розраховано набір технічних індикаторів. Для ідентифікації напрямку ринкового тренду розраховано прості ковзні середні, для оцінки швидкості та сили цінових змін обчислено індекс відносної сили, який допомагає визначити стани перекупленості або перепроданості, та індикатор збіжності/розбіжності ковзних середніх. Для кількісної оцінки мінливості ціни було визначено середній істинний діапазон, що враховує цінові розриви, а також розраховано балансовий об'єм, ковзні середні від обсягу, відносні показники обсягу торгів та його відсоткова зміна. Крім того, визначено похідні індикатори, такі як відношення поточної ціни до її ковзних середніх та відношення між різними ковзними середніми. Для оцінки співвідношення ризику та прибутковості розраховано коефіцієнт Шарпа та історична дохідність.

Для забезпечення комплексного аналізу ринкових тенденцій різної тривалості, розрахунок цих індикаторів виконувався за різні часові періоди, що включає короткострокові (наприклад, 14, 20 днів), середньострокові (50, 100 днів) та довгострокові (200, 252 дні) горизонти. Після розрахунку цього набору технічних ознак було проведено їх очищення шляхом видалення або заповнення нескінчених та пропущених значень.

Після розрахунку технічних індикаторів, для кожного тікера відбувся етап збору та обробки фундаментальних даних, які було отримано через зовнішній API `DataJockey` у вигляді квартальних фінансових звітів компаній, які містять ключові показники діяльності, такі як виручка, різні види прибутку, активи, грошові потоки та інші фінансові статті. Отримані квартальні дані у форматі `JSON` пройшли процедуру трансформації – їх було перетворено на часові ряди з щоденною частотою для забезпечення сумісності з раніше розрахованими технічними індикаторами. На основі цих підготовлених щоденних часових рядів фундаментальних даних було

розраховано набір ключових фінансових коефіцієнтів до яких належать: показники рентабельності (операційна, активів, грошового потоку, валова та чиста рентабельність), коефіцієнти оборотності активів, прибуток на акцію та співвідношення ціни до прибутку. Для забезпечення неперервності та повноти даних, можливі пропуски, що виникли у розрахованих ознаках, було заповнено методами прямого та зворотного заповнення.

Завершальним етапом стало об'єднання даних в єдиний часовий ряд за датою та формування цільової змінної. Спочатку, для кожної акції та кожної дати було обчислено майбутню дохідність на визначеному горизонті. На основі розрахованої майбутньої дохідності, для кожної дати всі акції було відсортовано та згруповано за рівнем їхньої дохідності на 5 рівних частин, кожній з яких присвоєно відповідний порядковий рейтинг від 1 до 5. Після цього рядки, для яких не вдалося розрахувати майбутню дохідність, було видалено, а з фінального набору даних виключено службові та проміжні колонки, такі як ціни відкриття, максимуму, мінімуму, тікер, інформація про дивіденди та спліти акцій, а також розраховані майбутня ціна закриття та майбутня дохідність, залишаючи лише розраховані ознаки та цільовий рейтинг. Підготовлений та очищений таким чином датасет зберігається у CSV-файл для подальшого використання на етапі навчання моделей машинного навчання.

3.2 Навчання, оцінка та порівняння моделей машинного навчання

Наступним етапом після підготовки даних є побудова, навчання та оцінка моделей машинного навчання. Цей процес передбачає розбиття даних, навчання різних типів алгоритмів та вибір найкращого на основі об'єктивних метрик якості.

Підготовка до навчання є спільним для обох досліджуваних підходів. Завантажений та попередньо оброблений датасет, що містить розраховані технічні та фундаментальні ознаки, а також цільовий порядковий рейтинг,

розділяється на навчальний та тестовий набори за допомогою стандартних засобів бібліотеки `scikit-learn`. Для забезпечення репрезентативності обох наборів використовується стратифікація за цільовою змінною та фіксований параметр випадковості для відтворюваності. Перед подачею даних на вхід моделей, числові ознаки з навчального набору масштабуються шляхом стандартизації, і ті ж самі параметри масштабування застосовуються до тестового набору для уникнення витоку інформації з тестових даних у процес навчання.

Після завершення тренування, кожна модель машинного навчання проходить ретельне тестування для визначення її реальної прогнозної здатності на даних, які не використовувалися під час навчання. Якість прогнозування вимірювалася за допомогою розповсюджених метрик, підходящих для задач ординальної класифікації, до них входять: середня абсолютна помилка (MAE), що показує середню різницю між прогнозованим та фактичним рейтингом, точність повного збігу, яка вимірює частку точно передбачених рейтингів, та точність в межах ± 1 бала, що враховує прогнози, близькі до правильного. Додатково було проаналізовано матрицю плутанини, яка візуалізує розподіл правильних та помилкових класифікацій для кожного рівня рейтингу, що дозволило глибше зрозуміти характер помилок моделі.

Для дослідження ефективності традиційних підходів ординальної регресії було протестовано чотири різні моделі, реалізовані в бібліотеці `mord`: модель усіх порогів (LogisticAT), яка будує окремі класифікатори для кожного порогу, ординальна гребенева регресія (OrdinalRidge), що використовує L2-регуляризацію, модель пропорційних шансів (LogisticIT), яка припускає однаковий вплив ознак для всіх порогів та послідовна модель (LogisticSE), що моделює переходи між категоріями покроково. Кожна з цих моделей послідовно навчалася на попередньо масштабованих тренувальних даних з різними значеннями параметра регуляризації α (0.1, 1.0, 10.0) для оцінки його впливу на якість прогнозу. Результати оцінки всіх

протестованих моделей та їхніх конфігурацій за раніше зазначеними метриками (MAE, точність повного збігу, точність в межах +/- 1 бала) наведено у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Результати тестування традиційних моделей ординальної регресії з різними значеннями alpha

Модель	MAE	Точність повного збігу	Точність в межах +/- 1 бал
LogisticAT (alpha=0.1)	1.152945	0.234148	0.658351
LogisticAT (alpha=1.0)	1.153396	0.233247	0.658802
LogisticAT (alpha=10.0)	1.151594	0.234486	0.658520
OrdinalRidge (alpha=0.1)	1.189605	0.201825	0.619664
OrdinalRidge (alpha=1.0)	1.189492	0.201768	0.619777
OrdinalRidge (alpha=10.0)	1.188478	0.202275	0.620284
LogisticIT (alpha=0.1)	1.693716	0.272497	0.496509
LogisticIT (alpha=1.0)	1.696475	0.271709	0.495777
LogisticIT (alpha=10.0)	1.698615	0.270976	0.494876
LogisticSE (alpha=0.1)	1.186451	0.204190	0.624507

Продовження таблиці 3.1

Модель	MAE	Точність повного збігу	Точність в межах +/- 1 бал
LogisticSE (alpha=1.0)	1.187296	0.203458	0.624282
LogisticSE (alpha=10.0)	1.186620	0.203514	0.624564
LogisticSE (alpha=1.0)	1.187296	0.203458	0.624282
LogisticSE (alpha=10.0)	1.186620	0.203514	0.624564

Аналіз результатів, представлених у таблиці 3.1, показує, що зміна параметра регуляризації α в діапазоні від 0.1 до 10.0 має дуже незначний, практично несуттєвий вплив на загальну ефективність для кожної з розглянутих традиційних моделей, оскільки коливання у значеннях метрик для однієї й тієї ж моделі при різних α є мінімальними. Серед усіх протестованих моделей, LogisticAT демонструє найкращі показники за MAE (близько 1.15) та точністю в межах +/- 1 бала (близько 0.659). Моделі LogisticSE та OrdinalRidge показують дуже схожі, але дещо гірші результати за цими метриками. Цікаво, що модель LogisticIT, незважаючи на найвищу точність повного збігу (близько 0.272), має значно вищий MAE (близько 1.69) та найнижчу точність в межах +/- 1 бала (близько 0.496), що вказує на те, що хоча вона частіше вгадує точний рейтинг, її помилки в середньому є більшими. Загалом, традиційні методи демонструють обмежену прогностичну здатність для даної задачі, оскільки, навіть найкраща з них, LogisticAT, досягає точності повного збігу лише близько 23.4% та помиляється в середньому більше ніж на один клас рейтингу.

Для кращого аналізу характеру помилок, на рисунку 3.1 представлені матриці плутанини для кожної з чотирьох базових моделей. Оскільки вплив

alpha виявився незначним, для візуалізації було обрано результати моделей, навчених за стандартним значенням параметра $\alpha=1.0$.

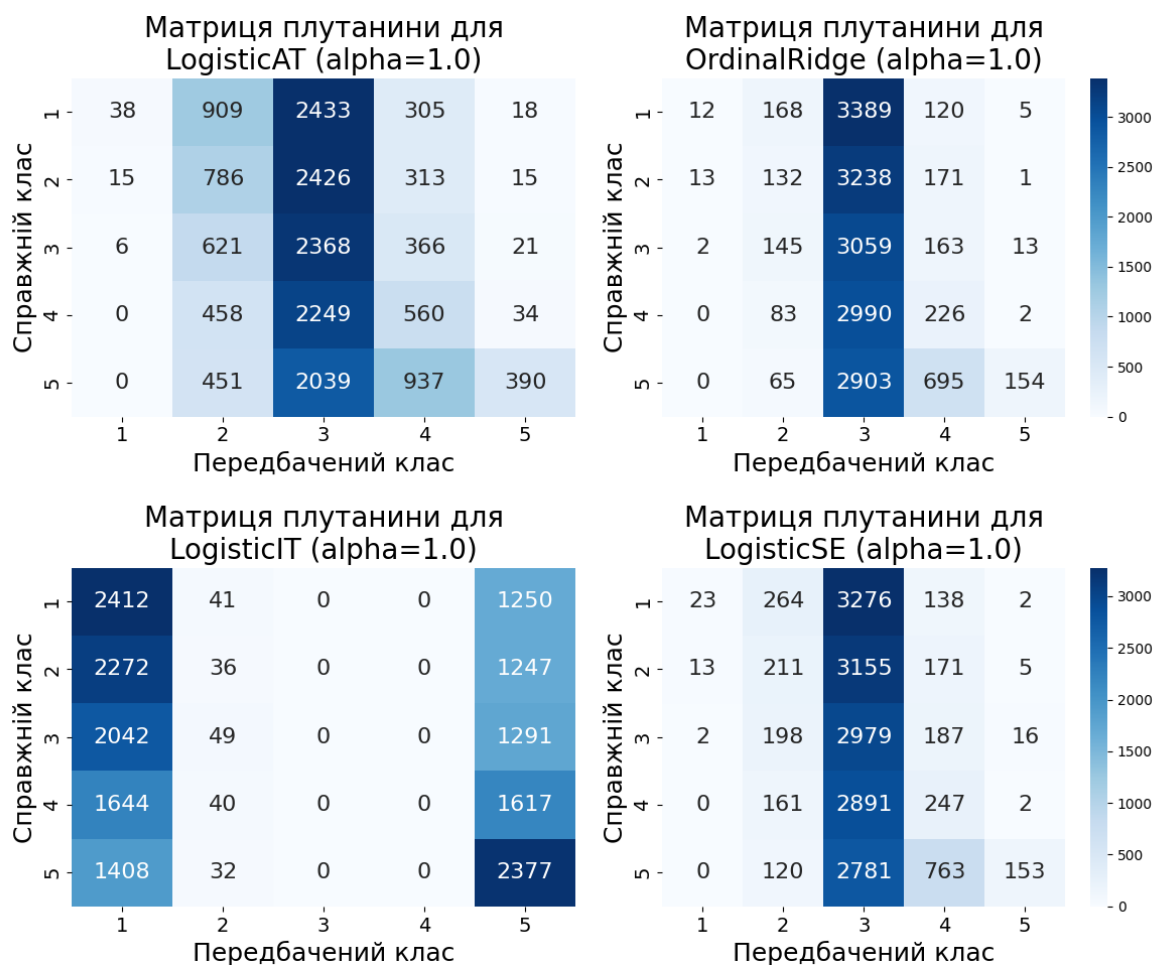


Рисунок 3.1 – Матриці плутанини для традиційних моделей ординальної регресії

Детальний аналіз матриць плутанини дозволяє зробити наступні спостереження: моделі LogisticAT, OrdinalRidge та LogisticSE демонструють схожу поведінку: вони мають явну тенденцію до прогнозування центрального рейтингу «3» для більшості випадків. Кількість правильно класифікованих випадків є відносно невеликою для всіх класів, окрім, можливо, центрального, де модель «вгадує» через свою схильність до цього прогнозу. Крайні рейтинги «1» та «5» ці моделі прогнозують вкрай рідко або взагалі не прогнозують. В той же час, модель

LogisticIT демонструє кардинально іншу картину, вона має тенденцію прогнозувати переважно два крайні класи: 1 та 5.

Центральні рейтинги «2», «3» та «4» ця модель практично не прогнозує, що пояснює її високу точність повного збігу, але водночас дуже високий MAE та низьку точність в межах +/- 1 бала, оскільки вона робить великі помилки, коли істинний клас є центральним. Така поведінка свідчить про те, що модель LogisticIT у данному випадку не здатна адекватно вловити ординальну структуру даних і схильна до біполярних прогнозів. Загалом, візуалізація підтверджує висновок про обмежену здатність традиційних моделей точно розрізняти всі п'ять рівнів рейтингу, причому моделі демонструють різні типи систематичних помилок. Це вказує на необхідність дослідження більш потужних алгоритмів, таких як нейронні мережі.

Для дослідження підходів на основі глибокого навчання було реалізовано нейронну мережу з архітектурою CORAL. Цільову змінну рейтинг перед навчанням трансформована у специфічний бінарний «CORAL-формат», де для N рейтингів створюється N-1 бінарних виходів, кожен з яких вказує, чи перевищує істинний рейтинг відповідний поріг. Наприклад, для 5 класів, рейтинг 3 буде представлений як [1, 1, 0, 0] .

Для побудови та налаштування архітектури нейронної мережі було використано інструмент Keras Tuner з алгоритмом Hyperband. В рамках автоматичного пошуку визначено оптимальну кількість прихованих шарів, нейронів у кожному шарі, типи функцій активації, параметри L2-регуляризації, наявність шарів Batch Normalization та рівень Dropout. Також підібрано тип оптимізатора та його параметри, зокрема швидкість навчання. Навчання під час пошуку гіперпараметрів відбувалося на тренувальному наборі з валідацією на окремому валідаційному наборі та з використанням механізму ранньої зупинки для запобігання перенавчанню. В рамках автоматизованого пошуку гіперпараметрів досліджувалися наступні діапазони та варіанти параметрів:

- кількість прихованих шарів: від 1 до 4;

- кількість нейронів у кожному прихованому шарі: від 32 до 512 з кроком 32;
- функції активації для прихованих шарів: `relu`, `elu`, `tanh`;
- L2-регуляризація для ядер шарів: значення з набору [1e-2, 1e-3, 1e-4, 1e-5, 0.0];
- рівень Dropout для прихованих шарів: від 0.0 до 0.6 з кроком 0.1;
- тип оптимізатора: `adam`, `rmsprop`, `sgd`;
- швидкість навчання: логарифмічний пошук в діапазоні від 1e-5 до 1e-2.

Після завершення автоматизованого пошуку, були визначені найкращі гіперпараметри. Найкраща конфігурація включала 2 приховані шари з 352 та 512 нейронами відповідно. Для першого прихованого шару використовувалася функція активації «`tanh`» та Dropout з рівнем 0.3, а для другого – функція активації «`elu`» та пакетная нормалізація. Для обох шарів застосовувалася L2-регуляризація з коефіцієнтом 1e-5. В якості оптимізатора було обрано «`adam`» зі швидкістю навчання 0.0036. На основі цих оптимальних гіперпараметрів була побудована та навчена фінальна модель CORAL на повному тренувальному наборі та валідацією на тестовому наборі.

Результати тестування моделі CORAL продемонстрували суттєве покращення показників порівняно з традиційними методами ординальної регресії. Середня абсолютна помилка склала 0.1779, точність повного збігу досягла 0.8253 (82.5%), а точність в межах +/- 1 бала – 0.9971 (99.7%), що значно краще, ніж у найкращої традиційної моделі. Ці показники свідчать про значно вищу прогностну здатність нейронної мережі з архітектурою CORAL для даної задачі.

Для глибшого розуміння характеру прогнозів та помилок моделі CORAL, на рисунку 3.2 наведено її матрицю плутанини.

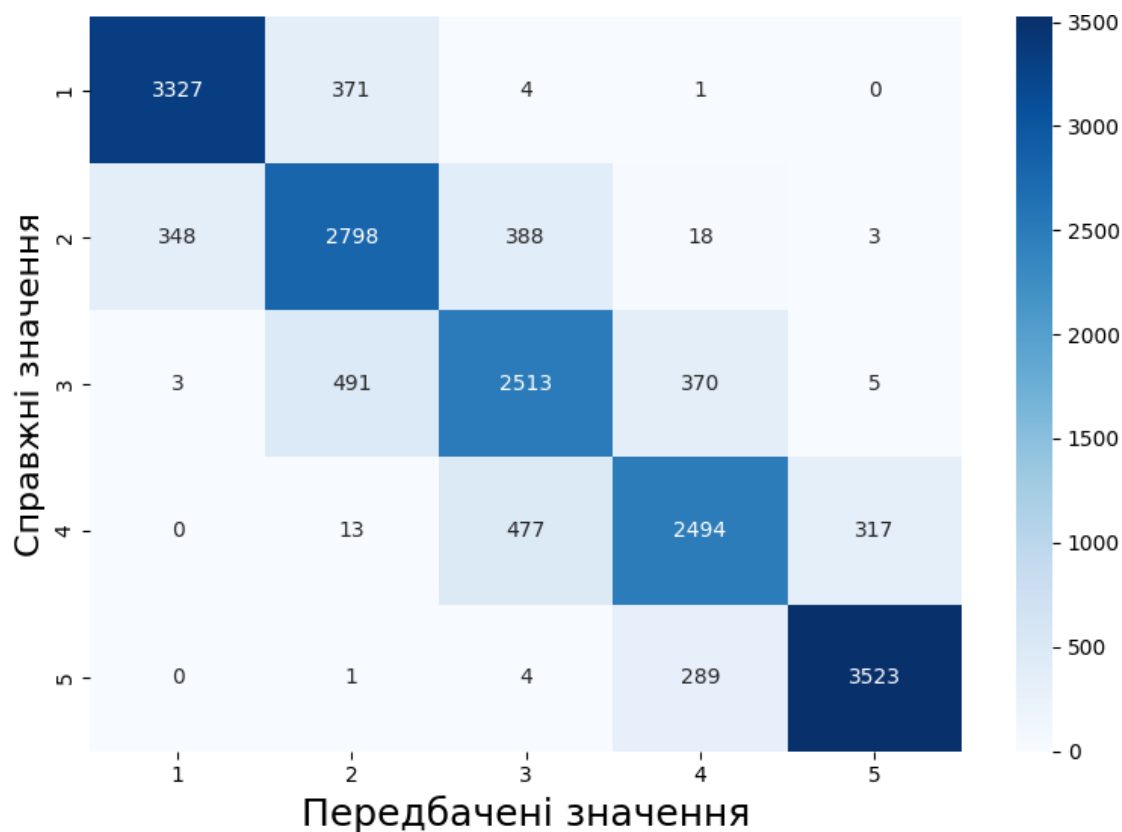


Рисунок 3.2 – Матриця плутанини для нейронної мережі CORAL

Матриця плутанини підтверджує, що модель CORAL проявляє значно вищу точність у розрізненні усіх п'яти класів рейтингу порівняно з традиційними методами. Випадки грубих помилок, коли справжній клас значно віддалений від передбаченого, є поодинокими або і взагалі відсутні, що додатково підкреслює надійність моделі. Загалом, матриця плутанини підтверджує високу ефективність моделі та її здатність належним чином враховувати порядкову структуру даних.

Оскільки, високу ефективність моделі підтверджено, наступним логічним кроком стало дослідження впливу окремих ознак на прогнозування та оптимізація набору вхідних ознак. Метою цього етапу було не лише розуміння, які саме фактори мають найбільший вплив при прогнозуванні, але й зменшити розмірність вхідного набору ознак, що повинно призвести до пришвидшення навчання, зменшення ризику

перенавчання та покращення інтерпретованості моделі без суттєвої втрати точності.

Для того, щоб визначити, які саме ознаки найбільше впливають на прогнози моделі CORAL, було проведено аналіз їх важливості. Для цього було використано допоміжний класифікатор Random Forest Classifier з бібліотеки scikit-learn. Цей ансамблевий алгоритм «навчався» на тих самих тестових даних, що й основна модель, намагаючись спрогнозувати цільовий рейтинг. Після навчання Random Forest Classifier дозволяє об'єктивно оцінити важливість кожної ознаки. В даному випадку, важливість визначалася на основі коефіцієнта нечистоти Джині, який вимірює, наскільки «чистими» є вузли дерева рішень відносно класів цільової змінної, чим нижча нечистота, тим краще вузол розділяє класи. Ознаки, які при розбитті вузлів у деревах ансамблю призводять до найбільшого середнього зменшення цієї нечистоти Джині, вважаються більш важливими, оскільки вони ефективніше допомагають моделі правильно класифікувати. Ті ознаки, які Random Forest Classifier використовував частіше та які сильніше сприяли зменшенню нечистоти, і є найбільш значущими. Результати аналізу важливості ознак, ранжовані за цим показником, представлені на рисунку А.1.

Отриманий рейтинг демонструє, що найбільший вплив мають наступні ознаки: SMA_Volume_252 (середній об'єм торгів за рік), fixed_asset_turnover_ttm (оборотність основних засобів за останні 12 місяців), SMA_252 (річна проста ковзна середня ціни), volatility_250d (річна волатильність) та P_E_Ratio (співвідношення ціна/прибуток). Це підтверджує, що довгострокові показники об'єму, ефективності використання активів, цінового тренду, волатильності та фундаментальної оцінки вартості є ключовими факторами, на які модель реагує при прогнозуванні. Наявність серед найважливіших ознак, як технічних індикаторів, так і фундаментальних показників підтверджує ефективність комплексного підходу до формування набору ознак.

Найменш важливі показники, очікувано, здебільшого включають короткострокові показники такі, як зміни об'єму торгів, денну дохідність та інші індикатори, розраховані на короткому горизонті даних. Така ситуація підтверджує, їх низьку користь при прогнозуванні на часовому горизонті в один рік.

Отже, на основі отриманого рейтингу важливості було вирішено оптимізувати набір ознак шляхом видалення 20 найменш важливих ознак. Оскільки зміна складу вхідних ознак може впливати на оптимальну конфігурацію моделі, для навчання моделі CORAL на цьому скороченому наборі ознак було проведено повторний пошук найкращих гіперпараметрів за допомогою Keras Tuner, аналогічно до підходу, описаного для повного набору ознак. В даних умовах, оптимальними параметрами було знову визначено 2 прихованих шари, але в цей раз зі 160 та 384 нейронами відповідно. Для першого шару була обрана активація «relu», L2-регуляризація з залишилася коефіцієнтом $1e-5$, Dropout став на рівні 0.1 та пакетная нормалізація. Для другого шару – активація «tanh» та Dropout на рівні 0.3. Для порівняння результати оцінки обох варіантів моделі CORAL за ключовими метриками наведені у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Порівняння результатів моделі CORAL на повному та скороченому наборах ознак

Набір ознак	MAE	Точність повного збігу	Точність в межах +/- 1 бал
Повний	0.1779	0.8253	0.9971
Скорочений	0.1830	0.8198	0.9972

Як видно з таблиці 3.2, використання скороченого набору ознак призвело до мінімальних змін у показниках ефективності моделі CORAL. Середня абсолютна помилка незначно зросла з 0.1779 до 0.1830, точність

повного збігу дещо знизилася з 0.8253 до 0.8198, а точність в межах +/- 1 бала навіть мінімально покращилася з 0.9971 до 0.9972, хоча ця різниця, ймовірно, знаходиться в межах статистичної похибки. Такі результати свідчать про те, що видалені ознаки мали дуже обмежений вплив на загальну прогнозу здатність моделі CORAL. Основна інформація, необхідна для точного прогнозування рейтингу, міститься у решті, більш важливих, ознаках. Незначне погіршення MAE та точності повного збігу є прийнятною ціною за суттєве зменшення кількості вхідних ознак, що призводить до спрощення моделі, потенційного зменшення часу на навчання та прогнозування, а також може сприяти кращій генералізації моделі, зменшуючи ризик перенавчання на надлишкових даних. Враховуючи практично ідентичні показники точності в межах +/- 1 бала та лише незначне погіршення інших метрик при суттєвому зменшенні кількості вхідних ознак, для фінальної версії моделі, що буде інтегрована в програмний застосунок, було вирішено використовувати скорочений набір ознак, бо це дозволяє досягти оптимальний баланс між високою прогнозуною точністю та складністю моделі.

3.3 Розробка серверної частини додатку

Після успішного навчання та валідації прогнозу моделі CORAL, наступним етапом стала розробка серверної частини (бекенду), яка перетворює навчену модель на функціональний сервіс. Бекенд відповідає за прийом запитів від клієнтської частини, динамічний збір та обробку актуальних даних для запитаної акції, взаємодію з навченою моделлю машинного навчання для отримання прогнозу рейтингу та повернення комплексного результату користувачеві.

Для реалізації бекенду було обрано мову програмування Python завдяки її потужним бібліотекам для веб-розробки та машинного навчання. В якості веб-фреймворку використано Flask – легкий і гнучкий фреймворк,

що дозволяє швидко створювати API. Архітектура бекенду побудована за принципами RESTful API, де взаємодія відбувається через стандартизовані HTTP-запити до визначених ендпоінтів. Основна логіка програми організована у файлі `app.py`, який ініціалізує Flask-додаток та реєструє маршрути, визначені у `routes.py`.

Серверна частина застосунку реалізує декілька ключових API-ендпоінтів, що забезпечують взаємодію з клієнтською частиною та надають основний функціонал. Всі ендпоінти доступні за префіксом `/api` та використовують стандартизований формат JSON для обміну даними. озроблене API зосереджено на вирішенні двох основних завдань: надання користувачеві списку доступних для аналізу тікерів акцій та інструментів для їх пошуку та, що є ключовою функцією системи, генерація та надання комплексної інформації про обраний тікер, включаючи прогнозований рейтинг його інвестиційної привабливості.

Центральним елементом API є ендпоінт, доступний за адресою `/predict` та призначений для обробки POST-запитів з параметром `ticker`, який вказує на акцію для аналізу. Після отримання такого запиту для вказаного тікера збираються актуальні історичні ринкові дані та останні доступні фундаментальні показники компанії. На основі цієї сирової інформації розраховується повний набір попередньо визначених технічних індикаторів та фундаментальних коефіцієнтів, що формують вектор ознак для моделі. Для забезпечення максимальної повноти даних, якщо під час розрахунку ознак ключові показники, такі як співвідношення ціни до прибутку або прибуток на акцію за останні 12 місяців, виявляються відсутніми, система робить додаткову спробу отримати їх найбільш актуальні значення безпосередньо з інформації про тікер, наданої сервісом `yfinance`. Сформований та підготовлений вектор ознак передається до моделі машинного навчання, яка здійснює прогнозування рейтингу інвестиційної привабливості. У разі успішного виконання всіх операцій, ендпоінт повертає комплексну JSON-відповідь, що включає не лише прогнозований

рейтинг, але й детальну інформацію про компанію, історичні дані про ціну для візуалізації динаміки, а також словник з ключовими значеннями ознак. При цьому, для забезпечення надійності, на кожному етапі вбудовані механізми обробки помилок, які повернуть клієнту відповідний HTTP-статус у разі їх виникнення.

Для зручності користувача та навігації в застосунку реалізовано два допоміжні ендпоінти. Ендпоінт `/tickers/search` дозволяє здійснювати пошук тікерів за текстовим запитом користувача. Пошук проводиться спочатку серед локально збережених даних про компанії, а якщо результатів недостатньо, робиться спроба знайти тікер через `ufinance`, що дозволяє користувачеві швидко знаходити потрібні акції за назвою або символом. Другий ендпоінт, `/tickers`, повертає фіксований список популярних тікерів з їхніми назвами, який використовується на клієнтській частині додатку для надання користувачеві швидких варіантів для аналізу або як початковий набір для відображення.

3.4 Розробка клієнтської частини додатку

Клієнтська частина застосунку (фронтенд) слугує інтерактивною оболонкою, що надає користувачеві доступ до прогнозної системи. Розроблена з використанням бібліотеки `React`, `JavaScript` та `CSS`, вона забезпечує динамічне оновлення інформації та компонентно-орієнтований підхід до побудови інтерфейсу. Основний макет програми логічно розділений на дві функціональні зони: бічну панель для навігації та вибору акцій, та основну робочу область для відображення аналітичної інформації та результатів прогнозування.

Бічна панель надає користувачеві список доступних для аналізу тікерів акцій, який завантажується з серверної частини. Вбудоване поле пошуку дозволяє швидко фільтрувати цей список за назвою компанії або її символом, полегшуючи вибір потрібного активу. Після вибору конкретного

тікера ініціюється запит до бекенду, і основна робоча область оновлюється для відображення отриманих даних.

На рисунку 3.4 зображено початковий вигляд додатку.

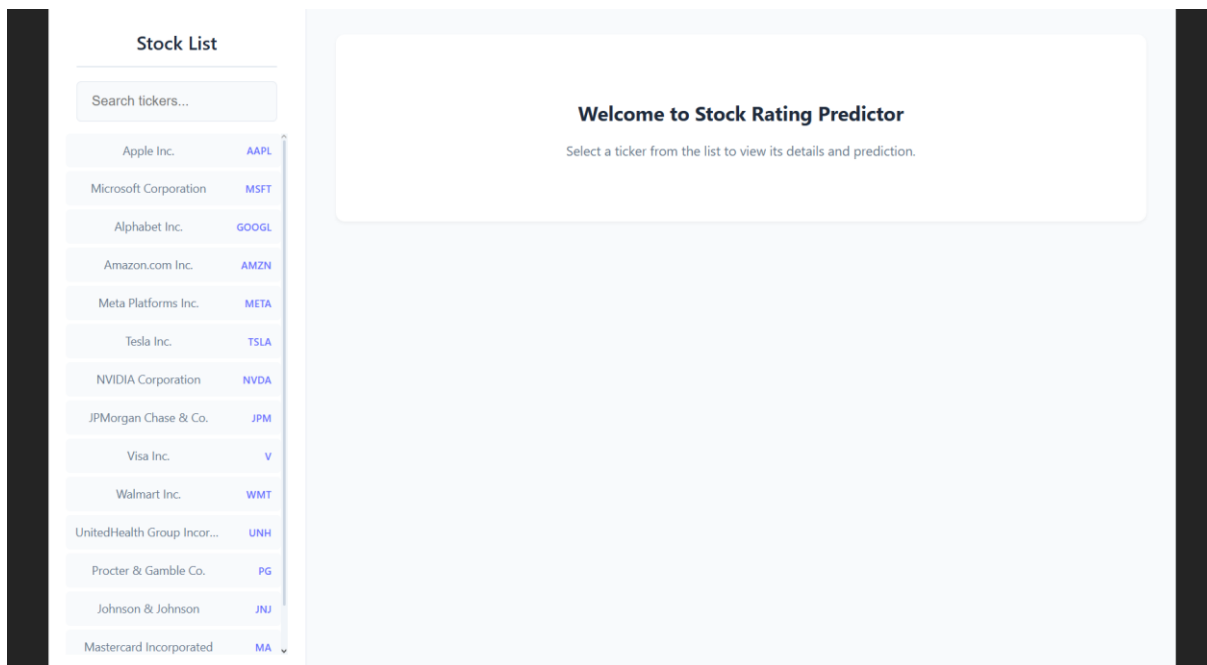


Рисунок 3.4 – Початковий вигляд додатку

Після успішного завантаження даних для обраної акції, основна робоча область представляє інформацію у вигляді двох вкладок. Вкладка «Огляд» представляє ключові відомості: загальну інформацію про компанію, візуалізацію річної динаміки цін акцій та прогнозовану оцінку її інвестиційної привабливості.

Динаміка цін представлена інтерактивним лінійним графіком, створеним за допомогою бібліотеки Recharts, що дозволяє користувачу легко відстежувати історичні тренди та аналізувати поведінку ціни. Прогнозований рейтинг відображається безпосередньо разом із текстовим поясненням його значення.

На рисунку 3.5 зображено вигляд вкладки «Огляд» додатку.

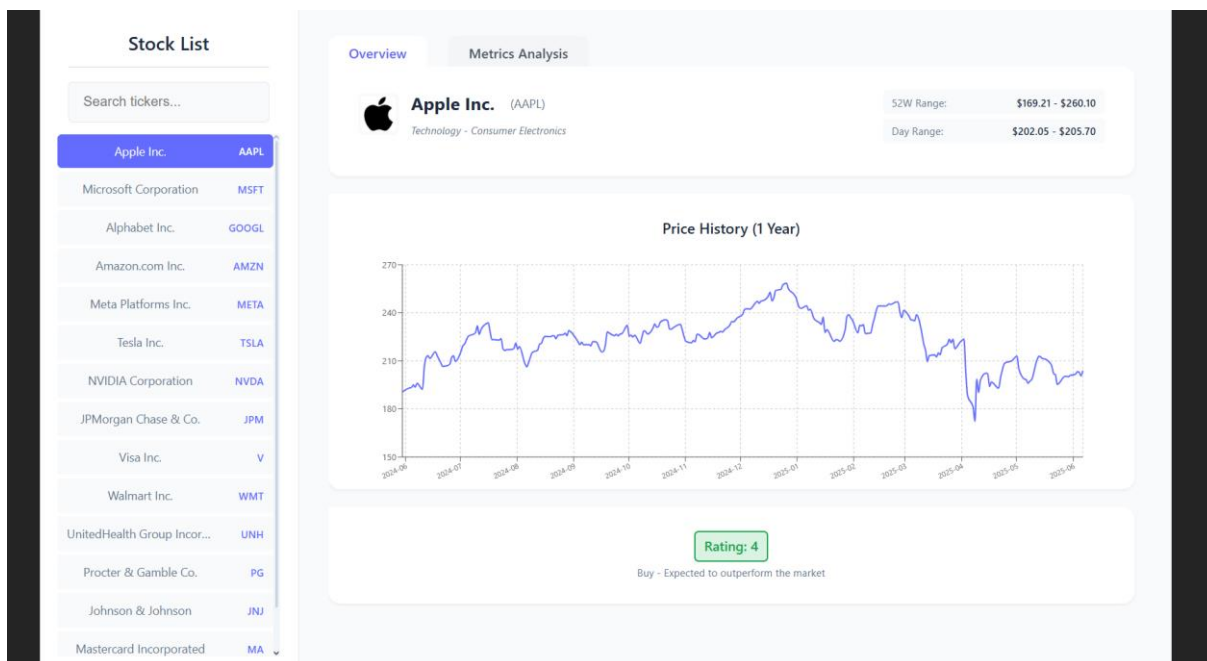


Рисунок 3.5 – Вигляд вкладки «Огляд» додатку

Друга вкладка, «Аналіз метрик», призначена для надання користувачеві глибшого розуміння факторів, що вплинули на прогноз, та загального фінансового стану компанії. Вона представляє добірку найбільш інформативних технічних та фундаментальних показників, які використовувалися моделлю при формуванні рейтингу, разом з їхніми актуальними числовими значеннями. Цей набір метрик дозволяє користувачеві отримати широку картину та оцінити різні аспекти діяльності компанії – від її ринкової оцінки та прибутковості до ефективності використання активів та поточної ринкової динаміки. Для кожної ознаки передбачено її повну назву та коротке пояснення, доступне при наведенні на спеціальну іконку, що полегшить розуміння представлених даних. Додатково реалізовано логіку для візуальної оцінки значення кожної метрики, що допомагає користувачеві швидко оцінити стан показника (наприклад, «Недооцінений», «Справедлива вартість», «Переоцінений»).

На рисунку 3.6 зображено вигляд вкладки «Аналіз Метрик» додатку.

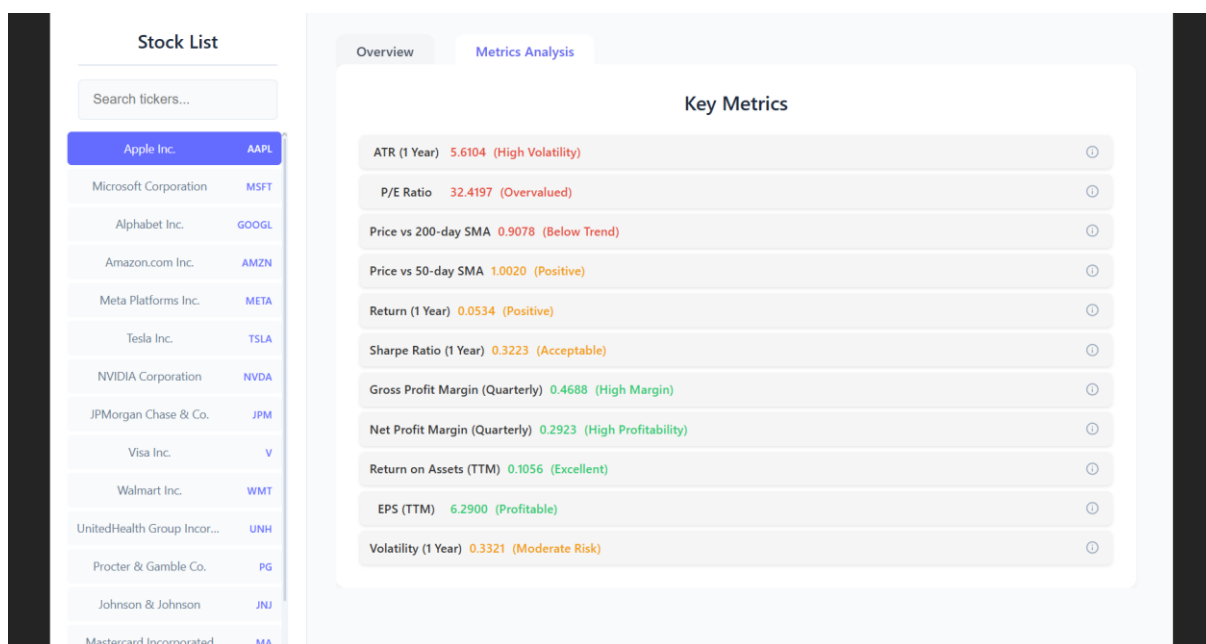


Рисунок 3.6 – Вигляд вкладки «Аналіз метрик» додатку

Особливу увагу при розробці було приділено адаптивності інтерфейсу. Завдяки використанню CSS медіа-запитів, застосунок коректно відображається та зберігає свою функціональність на пристроях з різними розмірами екранів, включаючи настільні комп'ютери, планшети та мобільні телефони. На рисунку А.2 зображено вигляд додатку на мобільному телефоні.

Таким чином, розроблена клієнтська частина застосунку забезпечує інтуїтивно зрозумілий та функціональний доступ до прогнозної системи, дозволяючи користувачам на різних пристроях легко отримувати та аналізувати інформацію щодо інвестиційної привабливості акцій.

4 НАПРЯМКИ ПОДАЛЬШОГО РОЗВИТКУ ПРОГРАМНОГО ЗАСТОСУНКУ

Незважаючи на те, що розроблений застосунок вже є функціонуючою системою, він все ще має значний потенціал для подальшого розвитку. Один з ключових напрямків розвитку – це інтеграція аналізу ринкових настроїв, реалізація чого передбачає створення механізму автоматизованого збору текстових даних з різноманітних джерел таких, як різноманітні новини та публікації у соціальних мережах, та їх перетворення у рівень настроїв. Однак, застосування сучасних методів обробки природної відкритості не лише визначати рівень суспільної уваги та настроїв щодо ринку в цілому, але й глибше аналізувати інформаційний фон навколо кожної окремої компанії та її акцій.

Наступним етапом розвитку є інтеграція системи акаунтів та розробка мобільного застосунку. Впровадження користувацьких профілів дозволить реалізувати такі функції, як списки відстежування для швидкого доступу до обраних акцій, можливість переглядати свою історію пошуку, переглянуті акцій та персональні сповіщення, наприклад, про зміну рейтингу акцій зі списку спостереження. Також, планується впровадження системи персоналізованих рекомендацій, адаптованих до індивідуальних цілей та рівня ризику користувача. В той же час, мобільний додаток зробить досвід використання на портативних пристроях значно приємнішим, порівняно з адаптованою веб-версією, та дозволить реалізувати push-сповіщення.

Окрім вже описаних напрямків, не менш важливим є подальше покращення точності прогнозів. Це включає експерименти з інтеграцією рекурентних нейронних мереж, які відомі своєю здатністю обробляти послідовності, а також дослідження потенціалу трансформерних моделей до виявлення довгострокових патернів. Також, розглядається розширення набору вхідних даних шляхом інтеграції макроекономічних показників таких, індикатори інфляції, економічного зростання та інших.

Важливим залишається покращення користувацького досвіду, що планується досягнути додаванням прогнозування на різні часові горизонти та динамічного пояснення метрик у вкладці «Аналіз метрик», яке буде адаптуватися залежно від галузі компанії. Додатково, планується розробка модуля для порівняльного аналізу декількох акцій одночасно, що дозволить користувачам робити більш обґрунтований вибір між альтернативами. Не менш важливим є забезпечення надійності та високої швидкості роботи застосунку, що планується досягти оптимізацією бекенд-інфраструктури, включаючи вдосконалення та розширення механізмів кешування та оптимізацію обробки даних.

ВИСНОВКИ

У ході виконання даної кваліфікаційної роботи було проведено аналіз предметної області, визначено та сформовано комплексний набір даних з технічних та фундаментальних ознак, а також проведено порівняльний аналіз ефективності традиційних моделей ординальної регресії та нейронної мережі з архітектурою CORAL. Отримані результати однозначно вказують, що нейронна мережа CORAL забезпечує значно вищу точність прогнозування, порівняно з традиційними методами. На основі отриманої моделі машинного навчання було успішно реалізовано програмний застосунок для оцінки інвестиційного потенціалу акцій з веб-інтерфейсом.

При дослідженні існуючих рішень було визначено, що багато аналогів є або складними професійними платформами, які агрегують великі обсяги даних і призначені для досвідчених інвесторів, або ж представлені простішими інструментами, зазвичай, чат-ботами, які значно доступніші для рядових користувачів, але, які зазвичай надають не прогнози, а аналіз поверхневий доступних даних. Дана розробка прагне заповнити цю нішу, пропонуючи конкретний прогноз рейтингу акцій, отриманий за допомогою просунутої моделі машинного навчання, але представлений у доступному та інтуїтивно зрозумілому для рядових малодосвідчених індивідуальних інвесторів.

Перспективи подальшого розвитку розробленої системи включають: розширення набору вхідних ознак оцінками ринкових та макроекономічними показниками. Також перспективним є продовження досліджень з використанням більш складних архітектур нейронних мереж та застосуванням методів ансамблювання. Реалізація цих покращень дозволить перетворити поточний прототип на справді потужний інструмент для підтримки прийняття інвестиційних рішень.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Sharpe W. F., Bailey J. V., Alexander G. J. *Fundamentals of Investments*. 3rd ed. Prentice Hall, 2000. 781 p.
2. Mahlstedt M., Zagst R. Inflation protected investment strategies. *Risks*. 2016. Т. 4, № 2. С. 9. URL: <https://doi.org/10.3390/risks4020009> (дата звернення: 09.05.2025).
3. Bobyl V., Hnennyi O., Pyvovarova H. Evaluation of investment efficiency in risk considerations, taking into account the relationship between return and risk levels. *Efektivna ekonomika*. 2021. № 6. URL: <https://doi.org/10.32702/2307-2105-2021.6.4> (дата звернення: 09.05.2025).
4. Understanding risk tolerance. *Be Invested. Trade globally online. / Saxo*. URL: <https://www.home.saxo/learn/guides/start-investing/understanding-risk-tolerance> (дата звернення: 09.05.2025).
5. Індекс споживчих цін: сприйняття та реальність : посібник для користувачів / Держ. ком. статистики України ; за ред. Ю. М. Остапчука ; відп. за вип. О. М. Драгатовоз. – Київ : Держкомстат України, 2006.
6. Депозити продовжують зростати: банкіри розповіли, в якій валюті краще тримати заощадження. *Мінфін - все про фінанси: новини, курси валют, банки*. URL: <https://minfin.com.ua/ua/deposits/articles/maksimalni-stavki-260225/> (дата звернення: 09.05.2025).
7. Beers B. Primary market vs. secondary market: what's the difference. *Investopedia*. URL: <https://www.investopedia.com/investing/primary-and-secondary-markets/> (дата звернення: 09.05.2025).
8. Hellwig B. Know your shareholder rights. *Investopedia*. URL: <https://www.investopedia.com/investing/know-your-shareholder-rights/> (дата звернення: 09.05.2025).

9. Strategy of stock valuation by fundamental analysis. *UTMS journal of economics*. 2013. Т. 4, № 1. С. 45–51. URL: <https://www.utmsjoe.mk/files/Vol.%204%20No.%201/1-5-B-Baresa-Bogdan-Ivanovic.pdf> (дата звернення: 09.05.2025).
10. World Economic Forum. *2024 Global Retail Investor Outlook*. 2024. URL: https://reports.weforum.org/docs/WEF_2024_Global_Retail_Investor_Outlook_2025.pdf (дата звернення: 09.05.2025).
11. Horton M. Maximizing your investment strategy: when to apply fundamental, technical, or quantitative analysis. *Investopedia*. URL: <https://www.investopedia.com/ask/answers/050515/it-better-use-fundamental-analysis-technical-analysis-or-quantitative-analysis-evaluate-longterm.asp> (дата звернення: 09.05.2025).
12. Fundamental vs technical analysis: what's the difference?. *IG*. URL: <https://www.ig.com/en/trading-strategies/fundamental-vs-technical-analysis--what-s-the-difference--230605> (дата звернення: 09.05.2025).
13. Return on Assets (ROA) by industry - FullRatio. *FullRatio - Stock Investing Research Platform*. URL: <https://fullratio.com/roa-by-industry> (дата звернення: 27.05.2025).
14. What Is Earnings Per Share? | Bankrate. *Bankrate*. URL: <https://www.bankrate.com/investing/earnings-per-share/> (дата звернення: 27.05.2025).
15. Nalurita F. IMPACT OF EPS ON MARKET PRICES AND MARKET RATIO. *Business and Entrepreneurial Review*. 2019. Т. 15, № 2. С. 111. URL: <https://doi.org/10.25105/ber.v15i2.4629> (дата звернення: 27.05.2025).
16. Hussain A. Understanding P/E ratios. *Business Insider*. URL: <https://www.businessinsider.com/personal-finance/investing/what-is-pe-ratio> (дата звернення: 09.05.2025).

17. Hayes A. Simple moving average (SMA): what it is and the formula. *Investopedia*. URL: <https://www.investopedia.com/terms/s/sma.asp> (дата звернення: 09.05.2025).

18. What is average true range?. *Fidelity*. URL: <https://www.fidelity.com/learning-center/trading-investing/technical-analysis/technical-indicator-guide/atr> (дата звернення: 05.06.2025).

19. On balance volume (OBV). *TradingView*. URL: <https://www.tradingview.com/support/solutions/43000502593-on-balance-volume-obv/> (дата звернення: 05.06.2025).

20. When to use and how to read the MACD indicator - commodity.com. *Commodity.com*. URL: <https://commodity.com/technical-analysis/macd/> (дата звернення: 09.05.2025).

21. 6 ways to evaluate investment risk - councilor, buchanan & mitchell (CBM). *Councilor, Buchanan & Mitchell (CBM)*. URL: <https://www.cbmcpa.com/2023/11/15/6-ways-to-evaluate-investment-risk/> (дата звернення: 09.05.2025).

22. Sharpe ratio. *Wall Street Prep*. URL: <https://www.wallstreetprep.com/knowledge/sharpe-ratio/> (дата звернення: 09.05.2025).

23. A Deep Learning-Based LSTM for Stock Price Prediction Using Twitter Sentiment Analysis / S. Ouf та ін. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2024. Т. 15, № 12. URL: <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2024.0151223> (дата звернення: 09.05.2025).

24. Machine learning for stock market forecasting: a review of models and accuracy / Rhoda Adura Adeleye та ін. *Finance & accounting research journal*. 2024. Т. 6, № 2. С. 112–124. URL: <https://doi.org/10.51594/farj.v6i2.783> (дата звернення: 09.05.2025).

25. Tutz G. Ordinal regression: a review and a taxonomy of models. *WIREs computational statistics*. 2021. URL: <https://doi.org/10.1002/wics.1545> (дата звернення: 05.06.2025).