

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ**

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Методика виявлення ефективності інструментів на фінансовому ринку
на основі аналізу прогнозів та розміру прибутку»

на здобуття освітнього ступеня магістра
зі спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення
освітньо-професійної програми «Інженерія програмного забезпечення»

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання
ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання
на відповідне джерело*

(підпис) Павло СКИДАН

Виконав: здобувач вищої освіти групи ПДМ-61

Павло СКИДАН

Керівник: Ірина ЗАМРІЙ

д.т.н., доцент

Рецензент: _____

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

науковий ступінь,
вчене звання

Київ 2025

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Навчально-науковий інститут інформаційних технологій

Кафедра Інженерії програмного забезпечення

Ступінь вищої освіти Магістр

Спеціальність 121 Інженерія програмного забезпечення

Освітньо-професійна програма «Інженерія програмного забезпечення»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Інженерії програмного забезпечення

_____ Ірина ЗАМРІЙ

«_____» _____ 2024 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Скидану Павлу Валерійовичу

1. Тема кваліфікаційної роботи: «Методика виявлення ефективності інструментів на фінансовому ринку на основі аналізу прогнозів та розміру прибутку»

керівник кваліфікаційної роботи Ірина ЗАМРІЙ, д.т.н., доцент,

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «15» жовтня 2024 р. № 320.

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «17» грудня 2024 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: науково-технічна література, моделі прогнозування фінансових ринків, методики оцінки ефективності моделей прогнозування.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Дослідження моделей прогнозування поведінки фінансових ринків.

2. Аналіз існуючих методик оцінки успішності моделей прогнозування.

3. Розробка методики аналізу ефективності фінансових операцій на ринку з урахуванням адаптивності та ризиків.

5. Перелік ілюстративного матеріалу: *презентація*

1. Порівняння методик аналізу моделей прогнозування.
2. Принцип роботи та обчислення метрик аналізу.
3. Принцип роботи та обчислення метрики Adaptive Market Efficiency Score.
4. Математична модель методу AMES.
5. Блок-схема роботи методу AMES.
6. Результати випробування методики.

6. Дата видачі завдання «16» жовтня 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз наявної науково-технічної літератури	16.10 - 23.10.2024	Виконано
2	Вивчення матеріалів для аналізу розвитку технологій роботи фінансових ринків	24.10 - 29.10.2024	Виконано
3	Дослідження традиційних методів оцінки ефективності інструментів прогнозування	30.10 - 05.11.2024	Виконано
4	Аналіз особливостей методів оцінки при роботі з різними фінансовими даними в різних ринкових умовах	06.11 - 08.11.2024	Виконано
5	Вивчення існуючих ринкових гіпотез	09.11 - 10.11.2024	
6	Розробка нової методики і програмного додатку	11.11 - 20.11.2024	Виконано
7	Оформлення роботи: вступ, висновки, реферат	21.11 - 23.11.2024	Виконано
8	Розробка демонстраційних матеріалів	24.11	Виконано

9	Попередній захист роботи	25.11 - 15.12.2024	Виконано
---	--------------------------	--------------------	----------

Здобувач вищої освіти

(підпис)

Павло СКИДАН

Керівник
кваліфікаційної роботи

Ірина ЗАМРІЙ

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня магістра: 70 стор., 4 табл., 29 рис., 30 джерел.

Мета роботи – покращення аналізу ефективності моделей прогнозування фінансових ринків шляхом врахування успішності прогнозу, розміру отриманого прибутку та ризиків.

Об'єкт дослідження – операції на фінансових ринках.

Предмет дослідження – методи оцінки ефективності фінансових операцій на фінансових ринках.

Короткий зміст роботи: В ході виконання роботи було досліджено моделі прогнозування фінансових ринків в різних умовах та їхню ефективність. Проведено аналіз сучасних методик по визначенню рівня успішності цих моделей, досліджено, які показники приймають участь в оцінці ефективності моделей прогнозування і як впливає якість ринкових даних на точність та кількість фінансових прогнозів. Розроблено нову методику оцінки рівня успішності моделей, що враховує здатність моделі до адаптації та ризику, які закладені в прогноз того чи іншого цінового руху. Розраховано показники створеної методики для виявлення найефективнішої моделі прогнозування фінансових ринків з урахування ризиків та рівня адаптивності.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ФІНАНСОВИЙ РИНОК, ПРОГНОЗ, РИЗИК, МОДЕЛЬ, МЕТОДИКА

ABSTRACT

Text part of the qualification work for obtaining a master's degree: 70 pages, 4 tables, 29 figures, 30 sources.

The purpose of the work is to improve the analysis of the effectiveness of financial market forecasting models by taking into account the success of the forecast, the amount of profit received and risks.

The object of the study is transactions in financial markets.

The subject of the study is methods for assessing the effectiveness of financial transactions in financial markets.

Summary of the work: During the work, financial market forecasting models in various conditions and their effectiveness were studied. An analysis of modern methods for determining the level of success of these models was conducted, it was investigated which indicators are involved in assessing the effectiveness of forecasting models and how the quality of market data affects the accuracy and number of financial forecasts. A new method for assessing the level of success of models was developed, which takes into account the model's ability to adapt and the risks inherent in the forecast of a particular price movement. The indicators of the created method were calculated to identify the most effective financial market forecasting model taking into account risks and the level of adaptability.

KEYWORDS: FINANCIAL MARKET, FORECAST, RISK, MODEL, METHODOLOGY

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	12
ВСТУП.....	13
1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ.....	16
1.1 Сучасні технології на фінансових ринках.....	16
1.1.1 Штучний інтелект і машинне навчання.....	16
1.1.2 Глибоке навчання.....	17
1.1.3 Алгоритмічна торгівля	17
1.1.4 Big Data	20
1.1.5 Часові ряди (ARIMA, GARCH)	21
1.2 Аналіз програмного забезпечення	22
1.2.1 AWS SageMaker.....	22
1.2.2 DataRobot	23
1.2.3 Tableau з інтеграцією Python/R.....	24
1.2.4 Alteryx.....	25
1.2.5 RapidMiner	26
1.2.6 Kaggle	27
1.2.7 IBM Watson Studio	29
1.2.8 Біржі та брокери.....	30
1.3 Аналіз ефективності торгових операцій.....	33
1.3.1 Базові критерії оцінки ефективності	33
1.3.2 Методології комплексного аналізу.....	35
2. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ОПЕРАЦІЙ НА ФІНАНСОВОМУ РИНКУ	39

2.1 Аналіз існуючих методів оцінки ефективності операцій	39
2.1.1 Класичні методи оцінки ефективності	39
2.1.2 Методи оцінки з використанням машинного навчання.....	42
2.2. Аналіз переваг та недоліків існуючих методів оцінки.....	43
2.2.1. Класичні методи оцінки	43
2.2.2. Методи машинного навчання	45
3. РОЗРОБКА МЕТОДИКИ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ОПЕРАЦІЙ НА ФІНАНСОВОМУ	47
3.1 Адаптивна ринкова гіпотеза	47
3.1.1 Фундаментальні принципи АМН	47
3.1.2 Ключові характеристики АМН	47
3.1.3 Практичне використання АМН.....	48
3.2 Теоретичне обґрунтування та концептуалізація методу AMES (Adaptive Market Efficiency Score)	48
3.3 Розробка математичної моделі та компонентів оцінки	49
3.4 Формування інтегрального показника та системи вагових коефіцієнтів	51
3.5 Робота методу AMES.....	52
3.6 Використані програмні засоби.....	54
3.6.1 Мова програмування C#.....	54
3.6.2 Система управління базою даних ClickHouse.....	55
3.6.3 Front-end. React і TypeScript.....	56
3.7 Структура системи.....	57
3.8 Опис інтерфейсу	57
4. ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ МЕТОДИКИ	61
4.1 Збір історичних даних	61

4.2 Тестування методики AMES.....	63
ВИСНОВКИ.....	67
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	69
ДОДАТОК А. ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація).....	73
ДОДАТОК Б. ЛІСТИНГИ ПРОГРАМНИХ МОДУЛІВ.....	80

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

API – Application Programming Interface (Інтерфейс програмування додатків)

LSTM – Long Short-Term Memory (Довга короткострокова пам'ять)

RNN – Recurrent Neural Network (Рекурентна нейронна мережа)

NLP – Natural Language Processing (Обробка природної мови)

DL – Deep Learning (Глибоке навчання)

ARIMA – Autoregressive Integrated Moving Average (Модель авторегресійної ковзної середньої)

GARCH – Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity (Узагальнена авторегресивна умовна гетероскедастичність)

ROE – Return On Equity (Дохід на капітал)

ЕМН – Efficient Market Hypothesis (Гіпотеза ефективного ринку)

АМН – Adaptive Market Hypothesis (Гіпотеза адаптивного ринку)

ВСТУП

Фінансові ринки є фундаментом, основою сучасної глобальної економіки, що забезпечує роботу механізмів розподілу капіталу між учасниками ринку, тобто трейдерами, стимулювання інноваційних рішень та відкриттів та загальну економічну стабільність. Вони охоплюють широкий спектр фінансових інструментів, таких як акції, облігації, валюти, криптовалюти та похідні фінансові інструменти. Учасники ринку, що включають в себе банкові структури, інвесторів, корпорації та приватних, незалежних трейдерів, постійно здійснюють мільйони операцій щодня, які мають вирішальне значення для досягнення їхніх фінансових цілей. У такому середовищі особливого значення набуває ефективне управління операціями, що вимагає ретельного аналізу ринкових даних, прогнозування тенденцій та прийняття стратегічних рішень. Щороку обсяг транзакцій на фінансових ринках досягає десятків трильйонів доларів США, що підкреслює їх важливість для світової економіки.

Ефективність фінансових операцій має вирішальне значення для досягнення таких цілей, як підвищення капіталізації, диверсифікація активів та забезпечення прибутковості інвестицій. Успішна торгівля на фінансових ринках вимагає не лише глибокого розуміння економічних і фінансових процесів, але й використання сучасних технологій аналізу даних та прогнозування.

Проте сучасні фінансові ринки стикаються зі значними викликами. Постійна глобалізація, цифровізація, економічні кризи та геополітична нестабільність створюють додаткові ризики та непередбачуваність. Зокрема, пандемія COVID-19 у 2020 році спричинила різкі зміни у фінансових тенденціях, які стали несподіваними для багатьох учасників ринку. Як наслідок, традиційні підходи до аналізу даних та оцінки ефективності операцій показали свої обмеження у врахуванні багатофакторного впливу і швидкоплинності ринкових умов[1]. Подібні складності стимулюють розробку вдосконалених методів аналізу фінансових

даних. Впровадження математичних моделей, інструментів машинного навчання та технологій штучного інтелекту стало необхідністю для ефективного прийняття рішень. Це завдання охоплює аналіз кількості успішних прогнозів, адаптивності моделі та закладені ризики, які є ключовими показниками ефективності.

Одним із ключових викликів сучасного фінансового менеджменту є постійно зростаюча складність фінансових ринків. Зміни у світовій економіці, вплив глобальних криз, а також нестабільність, спричинена зовнішніми чинниками, роблять прогнозування ринкових трендів дедалі складнішим завданням[2-3]. Традиційні підходи до аналізу та оцінки ефективності операцій виявляють свої обмеження через складність врахування багатфакторного впливу та швидкоплинність ринкових умов. Це створює необхідність впровадження сучасних математичних моделей, інструментів машинного навчання та інших технологій для підвищення ефективності прийняття рішень.

Розробка методик, які дозволяють оцінювати ефективність операцій на фінансових ринках, має важливе значення для трейдерів, інвесторів та фінансових аналітиків. Успішність таких методик визначається їх здатністю не лише оцінювати минулі операції, але й прогнозувати їхню ефективність у майбутньому.

Мета дослідження – покращення аналізу ефективності моделей прогнозування фінансових ринків шляхом врахування успішності прогнозу, розміру отриманого прибутку та ризиків.

Об'єкт дослідження – операції на фінансових ринках.

Предмет дослідження – методи оцінки ефективності фінансових операцій на фінансових ринках.

Завдання дослідження включають:

- Проведення аналізу предметної області фінансових ринків для розуміння їхньої структури та механізмів функціонування.
- Огляд існуючих методів прогнозування та оцінки ефективності операцій.
- Розробка математичної моделі для інтегрованої оцінки операцій.

- Проведення експериментального дослідження для оцінки практичної значущості розробленої методики.
- Аналіз результатів дослідження з метою виявлення ключових переваг і обмежень методики.

Наукова новизна дослідження полягає у створенні методики, яка поєднує аналіз успішності прогнозів моделі із показниками її адаптивності до зміни ринкових умов і закладеними ризиками, дозволяючи отримати повну оцінку їхньої ефективності.

Практичність роботи виявляється у можливості використання розробленої методики для автоматизації процесів управління фінансовими активами. Це особливо актуально для торгових платформ, фінансових консультантів і компаній, які прагнуть підвищити прибутковість своїх операцій.

Дана робота спрямована на вирішення важливих питань, пов'язаних із підвищенням ефективності операцій на фінансових ринках. Її результати можуть бути використані у практичній діяльності, що надасть багатьом сучасним трейдерам і аналітикам ефективні інструменти для точного аналізу ринку, прогнозування та управління ризиками.

Апробація результатів магістерської роботи. Основні положення та результати дослідження доповідалися та обговорювалися на науково-практичних конференціях та семінарах з питань інформаційних технологій в освіті.

1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

1.1 Сучасні технології на фінансових ринках

У сучасну епоху цифрової трансформації фінансові ринки, їхній аналіз та прогнозування стали ключовим фактором успішної інвестиційної діяльності. Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту та машинного навчання докорінно змінив підходи до аналізу фінансових даних, дозволяючи обробляти безпрецедентні обсяги інформації та виявляти приховані закономірності. Інтеграція передових алгоритмів, від глибокого навчання до квантових обчислень, створює новий технологічний ландшафт, де звичайні методи аналізу поєднуються з інноваційними підходами до прогнозування ринкових тенденцій. Це відкриває нові можливості для більш точних та обґрунтованих інвестиційних рішень з урахуванням багатьох змінних факторів.

1.1.1 Штучний інтелект і машинне навчання

Штучний інтелект та машинне навчання стали головними інструментами в інвестиційній діяльності, пропонуючи різні можливості для прийняття якісних фінансових рішень. Основними напрямками застосування цих технологій у інвестиційній сфері виступають:

- Аналітика та прогнози щодо динаміки фінансових інструментів.
- Створення автоматизованих торгових стратегій.
- Моніторинг соціальних мереж.
- Аналіз фінансової документації та економічних новин

Сучасні обчислювальні потужності надають можливість використовувати великі масиви фінансових даних. Таким чином, технологія природної обробки мови NLP NL0050 дозволяє здійснювати аналіз настроїв учасників ринку через дослідження активності в соціальних мережах, обробляти великі обсяги інформації

із новин для виявлення потенційних ринкових рухів і проводити ретельний аналіз корпоративної звітності компаній чи корпорацій[4].

При цьому важливо розуміти, що попри значний потенціал для підвищення якості інвестиційних рішень, технології ШІ мають певні обмеження. Вони повинні розглядатися як допоміжні інструменти аналізу, а не як самостійне джерело для прийняття рішень.

1.1.2 Глибоке навчання

Технології глибокого навчання DL представляють собою новітні алгоритмічні рішення в сфері машинного навчання, які спеціалізуються на вирішенні комплексних задач. Їх ефективність значною мірою залежить від можливості обробки масштабних наборів даних для побудови точних моделей прогнозування. Нейронні мережі показують високу ефективність, зокрема в задачах прогнозування волатильності.

Нейромережеві моделі мають суттєві переваги над класичними методами аналізу часових рядів (наприклад, ARIMA та її модифікації), проте вимагають високої якості даних, без «шуму». Технології DL здатні виявляти складні закономірності в даних[5]. Зокрема, мережі типу LSTM показують високу ефективність при роботі з послідовними даними, включаючи часові ряди, що дає високу точність прогнозів при поєднанні цих двох інструментів[6].

1.1.3 Алгоритмічна торгівля

Автоматизовані торгові системи, засновані на алгоритмічній торгівлі, можуть мати різний рівень автоматизації - від базових інструментів підтримки прийняття рішень, так званого підтвердження, до повністю автономних систем, що самостійно здійснюють торгові операції на біржі. Додатковий функціонал таких систем може включати моніторинг транзакцій, контроль ордерів, аналітику торгівлі з візуалізацією даних та генерацією звітності.

Ключовим фактором таких алгоритмів є швидкість виконання операцій, включаючи розміщення ордерів, отримання відповідей від біржі та обробку даних. Для вирішення цих задач найкраще підходять низькорівневі мови програмування, зокрема С та С++, оскільки надають великі можливості для написання швидкого коду. Серед спеціалізованих інструментів розробки та створення торгових роботів можна виділити TradeScript, Wealth-Lab (рис. 1.1), TSLab (рис. 1.2), LiveTrade (CoFiTe) та SmartCOM[7].

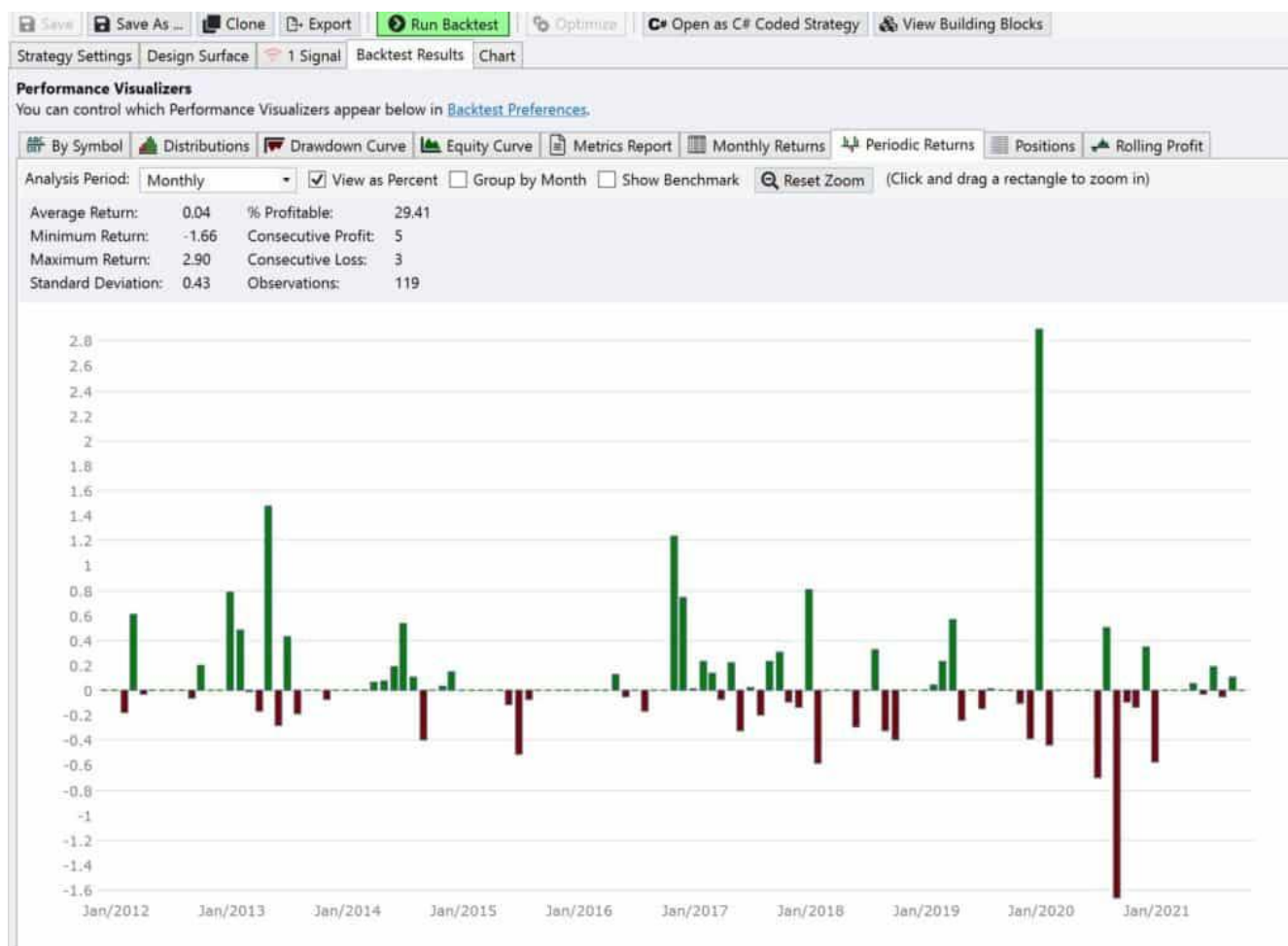


Рис. 1.1 Інтерфейс додатку Wealth-Lab

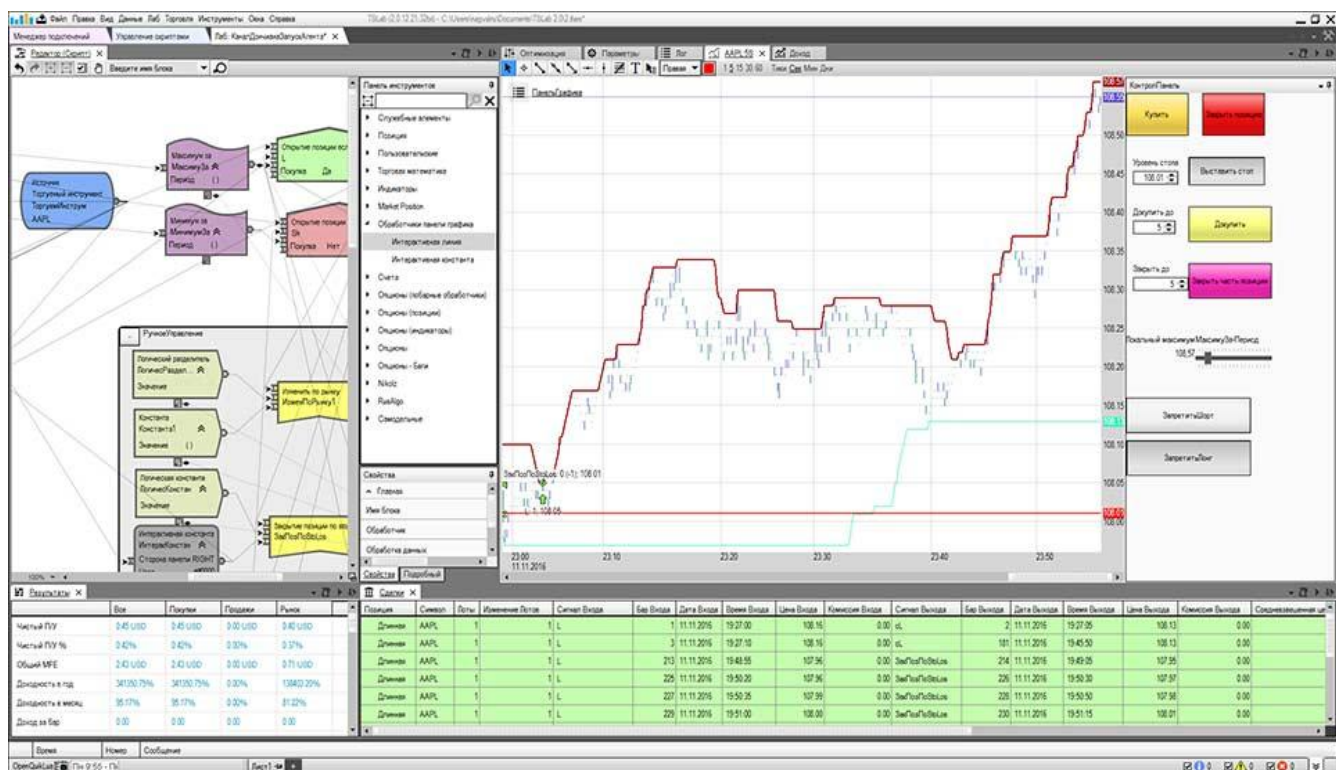


Рис. 1.2 Інтерфейс додатку TSLab

Існують також веб-платформи алгоритмічної торгівлі, де є безліч різноманітних інструментів та ботів для виконання фінансових операцій на ринку. Серед них AlgoTrader (рис. 1.3) та Wireswarm (рис 1.4).

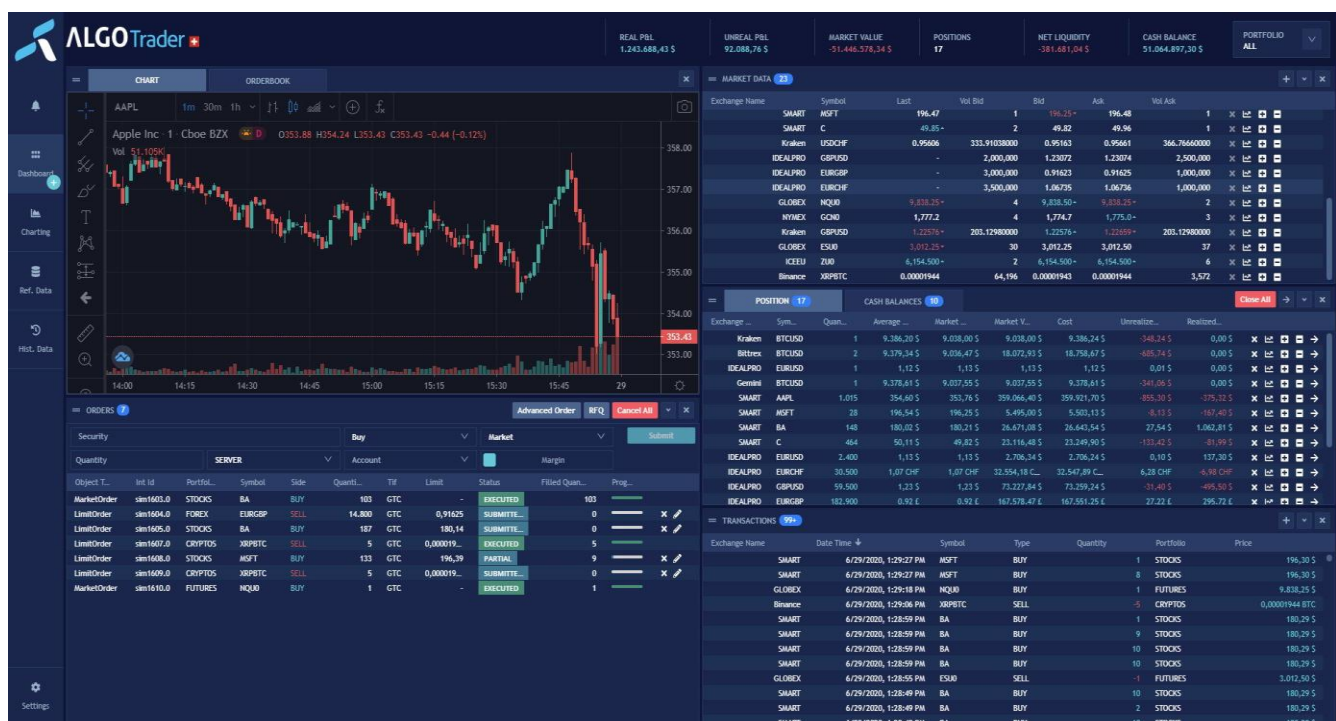


Рис. 1.3 Інтерфейс платформи AlgoTrader

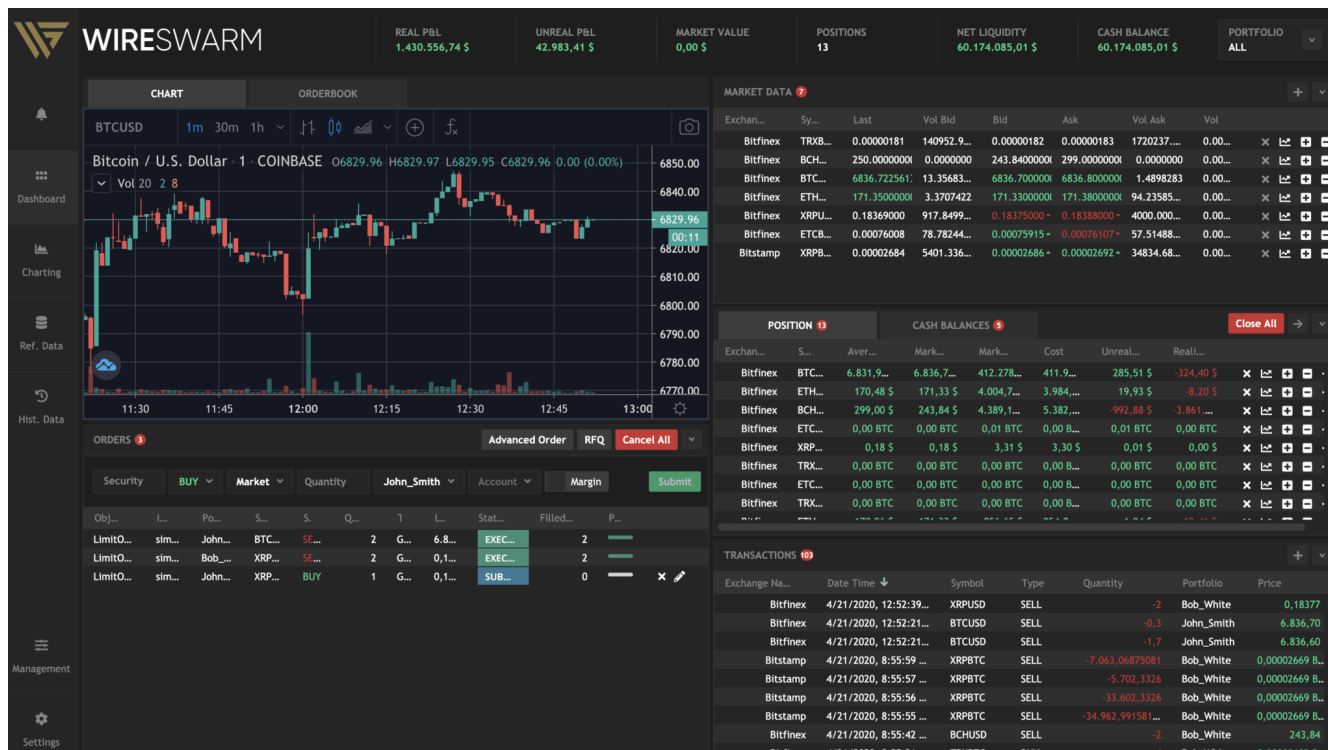


Рис. 1.4 Інтерфейс платформи Wireswarm

1.1.4 Big Data

Технологія Big Data надає потужні можливості у сфері аналізу та процесах прийняття фінансових рішень. Ця інноваційна технологія забезпечує можливість оперативної обробки великих масивів даних різного формату – як структурованих, так і неструктурованих, що безперервно надходять з багатьох джерел.

У фінансовій індустрії технологія Big Data стала ключовим інструментом для управління ризиками, протидії шахрайським операціям, створення персоналізованих фінансових продуктів та вдосконалення інвестиційних стратегій. Фінансові організації та банківські установи активно впроваджують аналітику великих даних для підвищення якості обслуговування клієнтів та розробки прогресивних фінансових рішень. Однак одним із вагомих недоліків технології є велика складність забезпечення захисту конфіденційних даних та їхньої консистентності[8].

1.1.5 Часові ряди (ARIMA, GARCH)

Прогнозування фінансових ринків здебільшого ґрунтується на дослідженні часових рядів. Найпоширенішими методами аналізу є ARIMA та GARCH [9]. Залежно від специфіки завдань та доступних даних також застосовуються регресійний аналіз, алгоритми машинного навчання та нейронні мережі.

Модель ARIMA, як інтегрована ковзна середня, широко використовується для прогнозування часових рядів, дозволяючи передбачати майбутні значення на основі історичних даних. Вона ефективна для прогнозування цін акцій, біржових індексів та валютних курсів (рис. 1.5). Проте ця модель має слабку ефективність при використанні для прогнозування довгострокових тенденцій, оскільки вона працює на основі короткочасних коливань. Через це для аналізу і створення прогнозів використовується більш складний набір інструментів, таких як моделі на основі нейронних мереж або машинне навчання[10].



Рис. 1.5 Зображення індикатору із використанням ARIMA на графіку BTCUSD

GARCH модель широко використовується в економетричному аналізі для дослідження випадкових процесів, де розподіл залежить від попередніх значень та самого часового ряду (рис. 1.6). Особливість і основна відмінність GARCH моделі полягає у її врахуванні середнього значення волатильності, що може спричиняти втрату точності прогнозів при різких коливаннях на ринку, але бути ефективним при стабільній ситуації[11-12].



Рис. 1.6 Зображення індикатору із використанням GARCH на графіку BTCUSDT

1.2 Аналіз програмного забезпечення

1.2.1 AWS SageMaker

AWS SageMaker (рис. 1.7) представляє собою хмарну платформу для розробки, навчання та розгортання моделей машинного навчання у контексті ринкового аналізу. Платформа відрізняється потужною інфраструктурою для обробки часових рядів, надає підтримку передових алгоритмів, таких як ARIMA для лінійного прогнозування, Prophet для виявлення сезонних патернів та циклічних

трендів, та DeepAR для глибинного навчання на часових рядах. Додаток має можливість автоматичного масштабування обчислювальних ресурсів відповідно до складності моделей та обсягу даних. AWS SageMaker забезпечує повний життєвий цикл моделей: від попередньої обробки даних до оптимізації параметрів та моніторингу в реальному часі [13]. Платформа також надає інструменти для версіонування моделей та тестування, що надзвичайно важливо для застосування на фінансових.

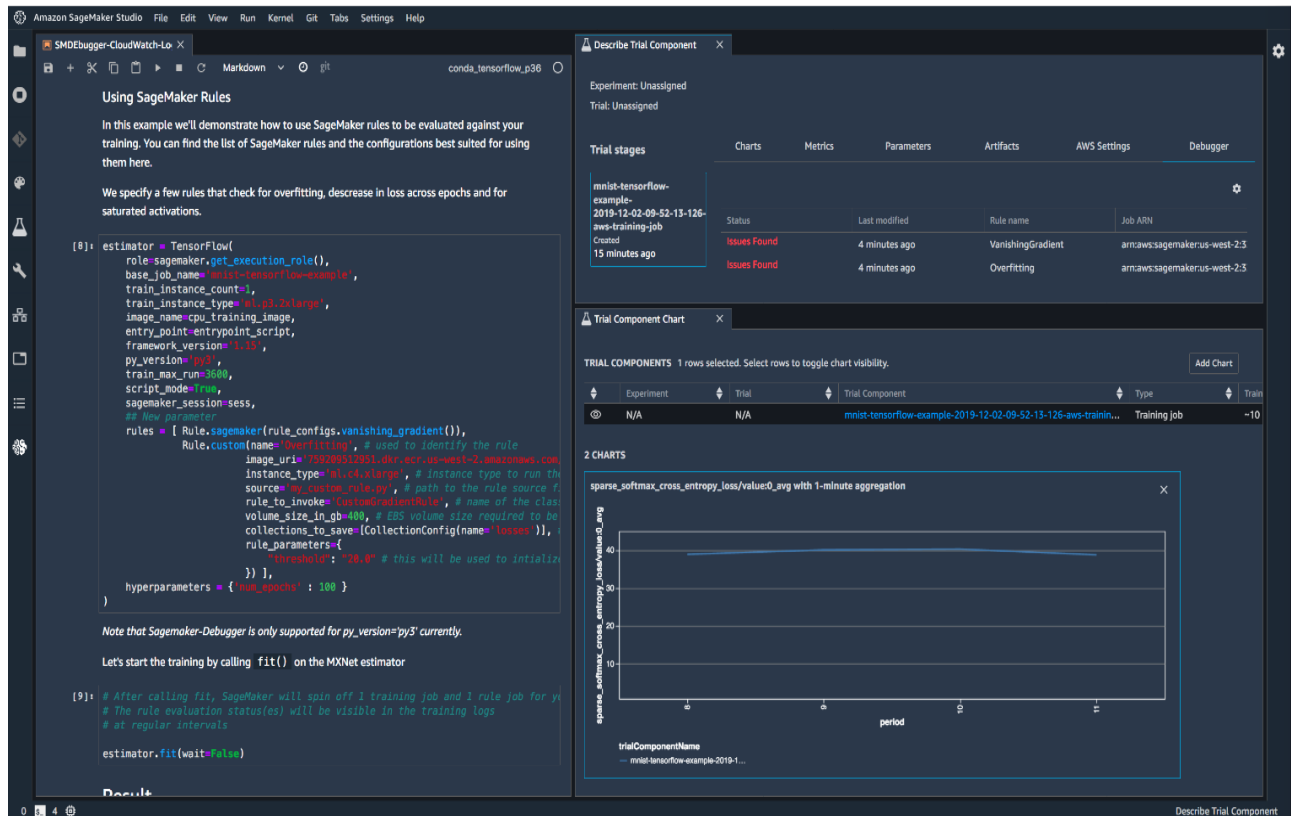


Рис. 1.7 Інтерфейс платформи AWS SageMaker

1.2.2 DataRobot

DataRobot (рис. 1.8) є спеціалізованою платформою автоматизованого машинного навчання, оптимізованою для фінансового сектору. Система автоматично вибирає та налаштовує оптимальні алгоритми для конкретних задач прогнозування ринку, використовуючи передові методи обробки часових рядів. Платформа включає широкий спектр попередньо налаштованих моделей для різних сценаріїв фінансового аналізу, від прогнозування волатильності до оцінки ринкових

ризиків. Додаток має інтуїтивний зрозумілий зручний інтерфейс, що дозволяє створювати складні прогностичні моделі без спеціалізованих знань. Система також забезпечує детальну інтерпретацію, візуалізацію результатів та їхню перевірку [14].

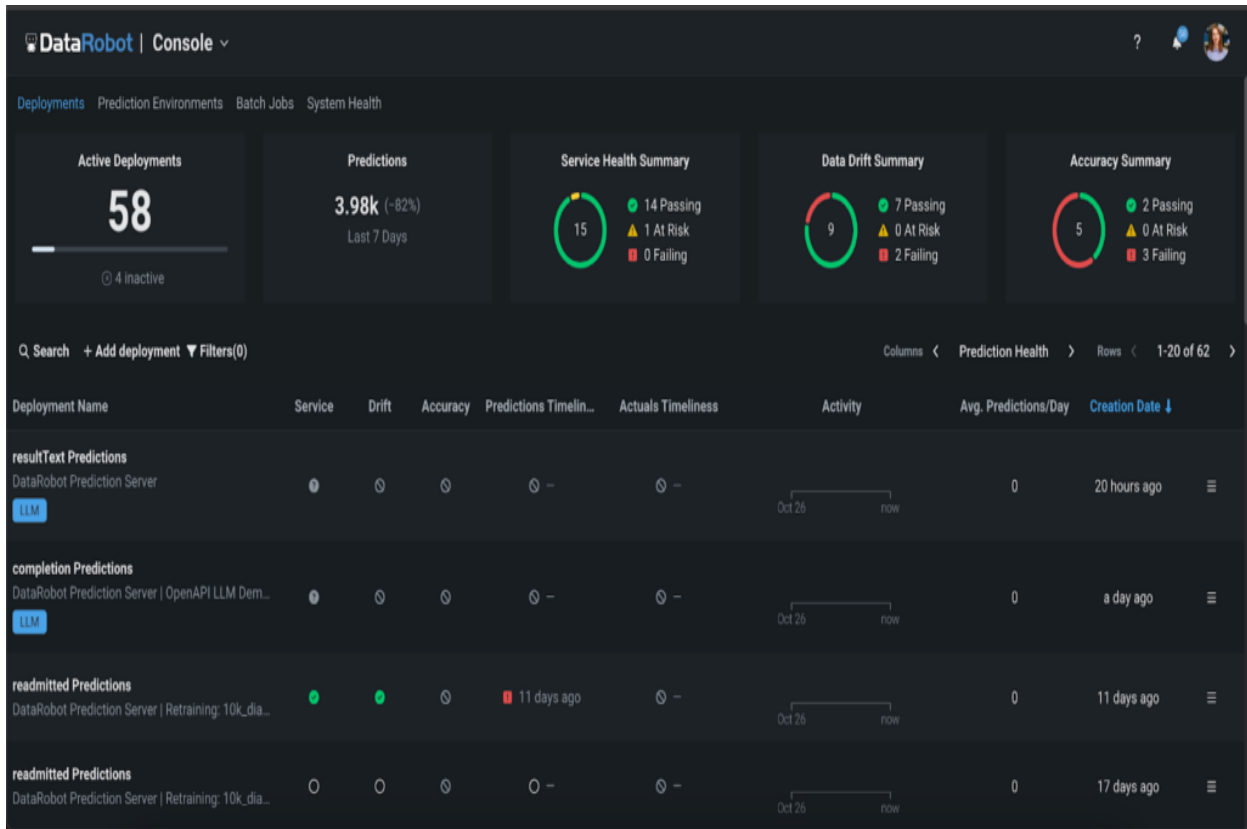


Рис. 1.8 Інтерфейс платформи DataRobot

1.2.3 Tableau з інтеграцією Python/R.

Платформа Tableau (рис. 1.9) з технологіями інтеграції скриптів Python та R представляє собою потужний інструмент візуальної аналітики для фінансових ринків. Програма дозволяє створювати інтерактивні дашборди на основі скриптів для розширеного аналізу, підтримує безліч бібліотек для роботи зі штучним інтелектом, такі як TensorFlow та Scikit-learn, дає змогу імплементувати складні алгоритми машинного навчання безпосередньо в середовищі для візуалізації. Додаток надає можливість створення динамічних візуалізацій ринкових даних з автоматичним оновленням та інтерактивними елементами для поглибленого аналізу і підвищення точності прогнозів [15].

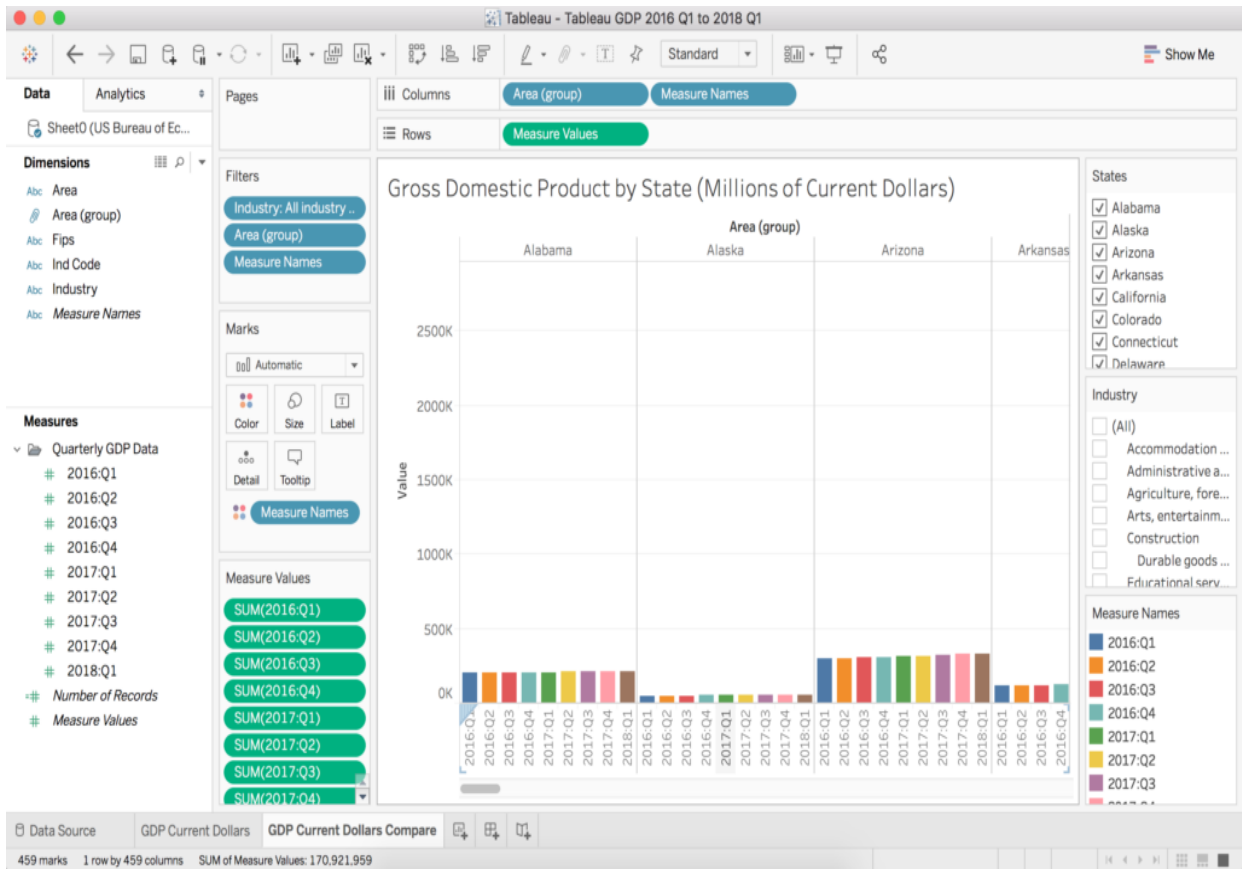


Рис. 1.10 Інтерфейс платформи Tableau

1.2.4 Alteryx

Alteryx (рис. 1.11) є платформою для аналізу даних, що поєднує різні можливості штучного інтелекту. Так, додаток пропонує спеціалізовані інструменти для аналізу фінансових ринків, включаючи прогнозу аналітику та моделювання часових рядів. Головною особливістю програми є Alteryx Designer – інструмент для створення аналітичних робочих процесів, який включає візуальний конструктор та велику бібліотеку готових компонентів. Платформа також включає автоматизоване створення моделей та інструменти для аналізу часових рядів, а також прогнозування фінансових показників, виявлення сезонності та моделювання волатильності [16]. Alteryx має високу продуктивність завдяки можливості паралельної обробки великих масивів даних та оптимізації використання обчислювальних ресурсів, також має функцію інтеграції з зовнішніми системами через API та підтримки скриптів на R та Python.

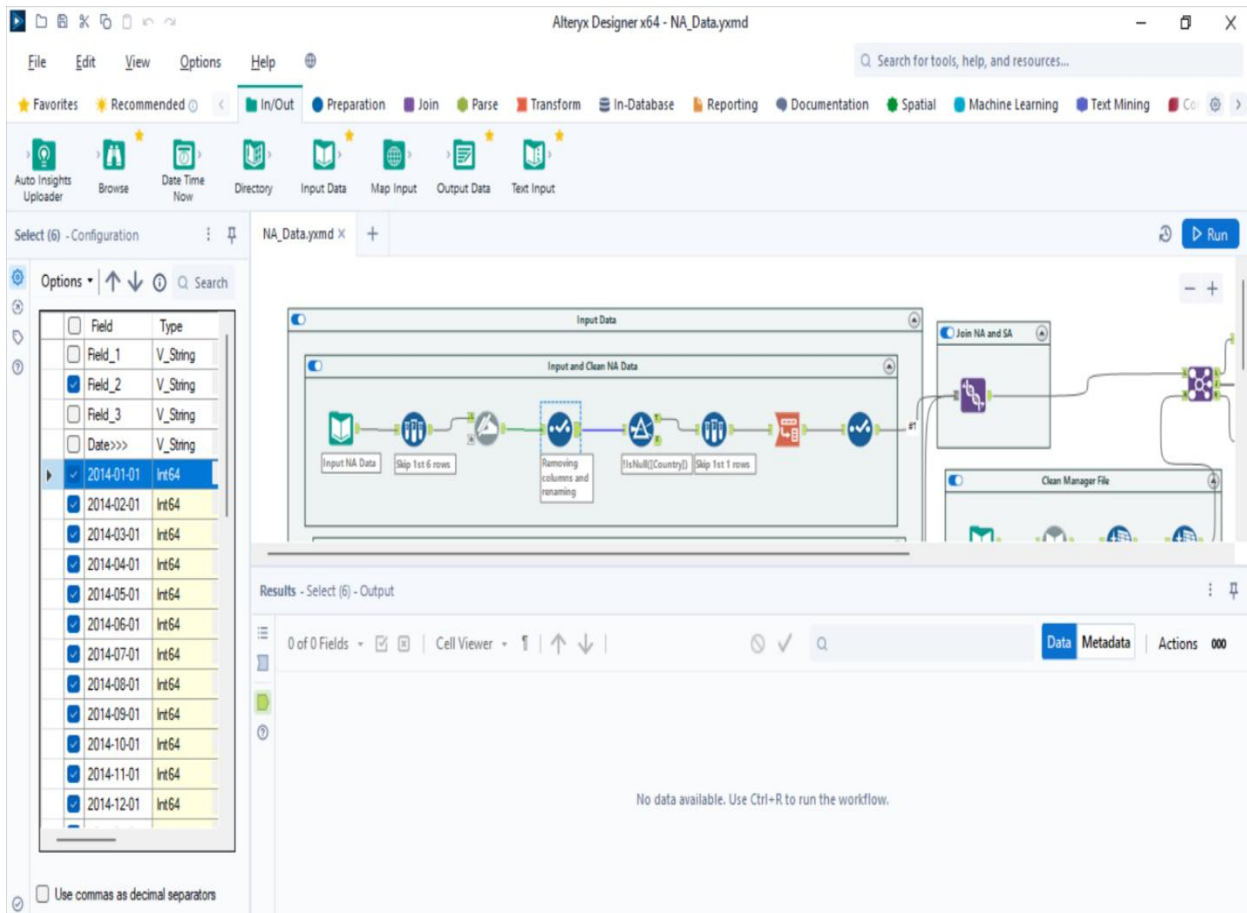


Рис. 1.11 Інтерфейс платформи Alteryx

1.2.5 RapidMiner

RapidMiner (рис. 1.12) є додатком, що пропонує середовище для аналізу ринкових даних з використанням візуального програмування. Платформа відрізняється широкою підтримкою алгоритмів часових рядів та моделей глибокого навчання, оптимізованих для фінансового аналізу. Особливу цінність представляє можливість створення складних аналітичних процесів без написання коду, використовуючи Drag-and-Drop. Варто зазначити, що інтеграція сторонніх скриптів чи технологій неможлива на даний момент. RapidMiner також забезпечує автоматичну валідацію моделей та оптимізацію параметрів для досягнення максимальної точності прогнозів [17].

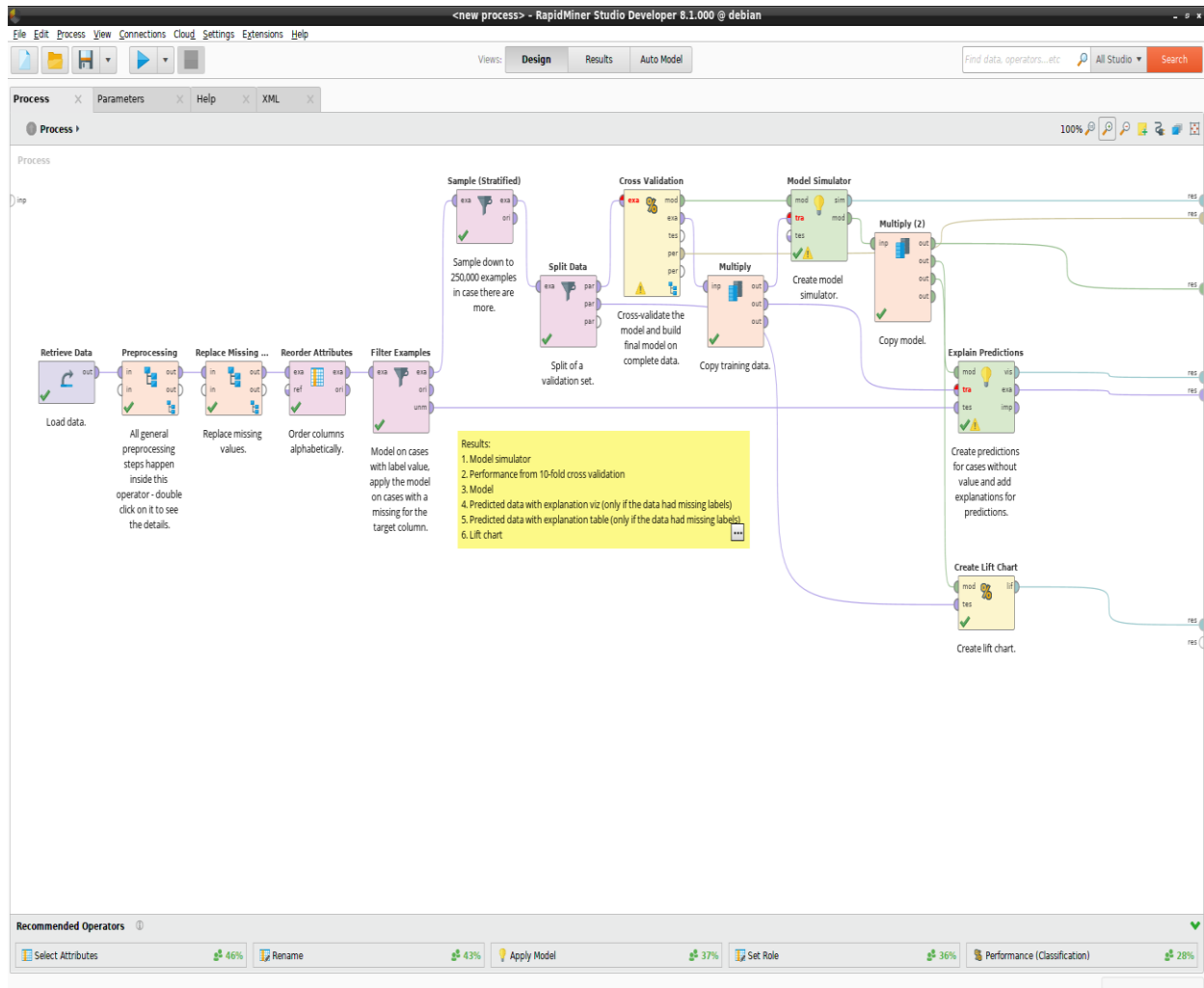


Рис. 1.12 Інтерфейс платформи RapidMiner

1.2.6 Kaggle

Kaggle (рис. 1.13) представляє собою платформу для аналізу даних та машинного навчання, яка поєднує в собі соціальну мережу та елементи освітнього ресурсу. У контексті аналізу фінансових ринків платформа надає можливості доступу до великої кількості наборів даних та готових аналітичних рішень. Основною перевагою Kaggle є його потужна спільнота експертів та дослідників, які активно діляться своїми знаннями та досвідом у сфері фінансової аналітики. Платформа надає доступ до численних змагань з аналізу фінансових даних, де учасники розробляють та оптимізують моделі прогнозування ринкових рухів, оцінки ризиків та автоматизації торгових стратегій.

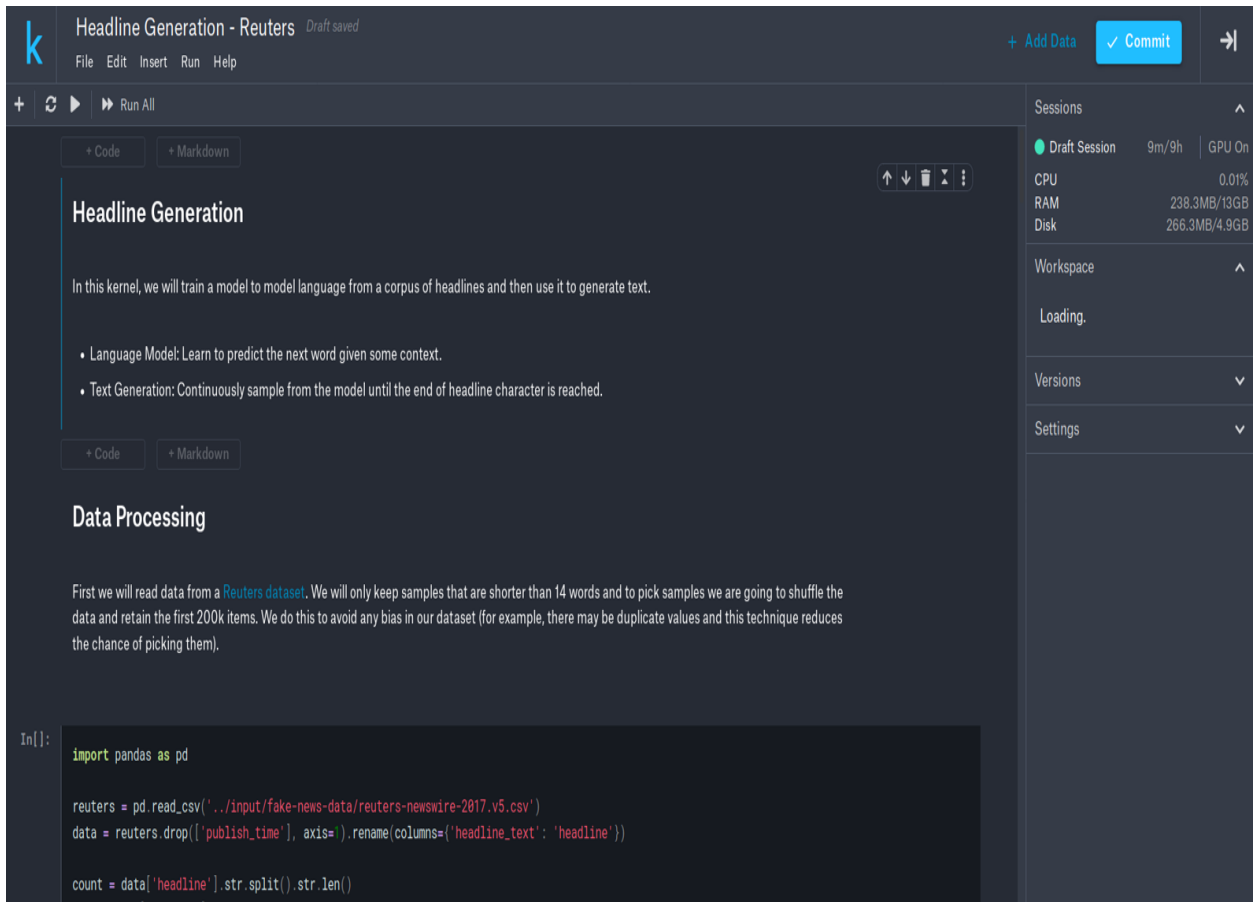


Рис. 1.13 Інтерфейс платформи Kaggle

Інфраструктура платформи включає Kaggle Notebooks – інтерактивне середовище розробки, що підтримує Python та R, що дозволяє користувачам експериментувати з різними алгоритмами машинного навчання та аналізувати великі обсяги фінансових даних без локального розгортання середовища. Ще один важливий інструмент, це Kaggle Datasets – репозиторій наборів даних, який містить велику кількість фінансової інформації: історичні ціни на активи, макроекономічні показники та інше. Kaggle Models надає доступ до бібліотеки попередньо навчених моделей, які можна використовувати як базу для розробки власних рішень і знайти моделі для прогнозування волатильності, виявлення аномалій та оцінки ринкових ризиків. Kaggle також надає API для програмного доступу до своїх ресурсів, що дозволяє інтегрувати функціонал платформи в існуючі аналітичні системи та автоматизувати процеси збору та обробки даних [18].

Освітній компонент платформи включає Kaggle Learn – структуровані курси з машинного навчання та аналізу даних, які допомагають користувачам освоїти сучасні методи фінансової аналітики. Курси побудовані на практичних прикладах та реальних даних, що робить навчання максимально прикладним. Важливим елементом є система рейтингів та досягнень на платформі, яка стимулює професійний розвиток та визнання експертизи в спільноті. Успішна участь у змаганнях та публікація якісних рішень підвищує видимість спеціаліста в професійному середовищі.

1.2.7 IBM Watson Studio

IBM Watson Studio (рис. 1.14) представляє собою платформу для розробки та впровадження рішень штучного інтелекту та їхню оптимізацію для корпоративного середовища та аналізу фінансових ринків. Архітектура додатку базується на хмарній інфраструктурі IBM Cloud, що забезпечує високу масштабованість та надійність при роботі з великими обсягами фінансових даних. Платформа підтримує як традиційні методи аналізу часових рядів, так і передові технології глибокого навчання. Watson Studio пропонує потужні інструменти для автоматизованої підготовки даних, включаючи очищення, нормалізацію та виявлення аномалій, а також підтримує різні масиви вхідних даних: від фінансових звітів до економічних новин, що дозволяє створювати комплексні аналітичні моделі [19].

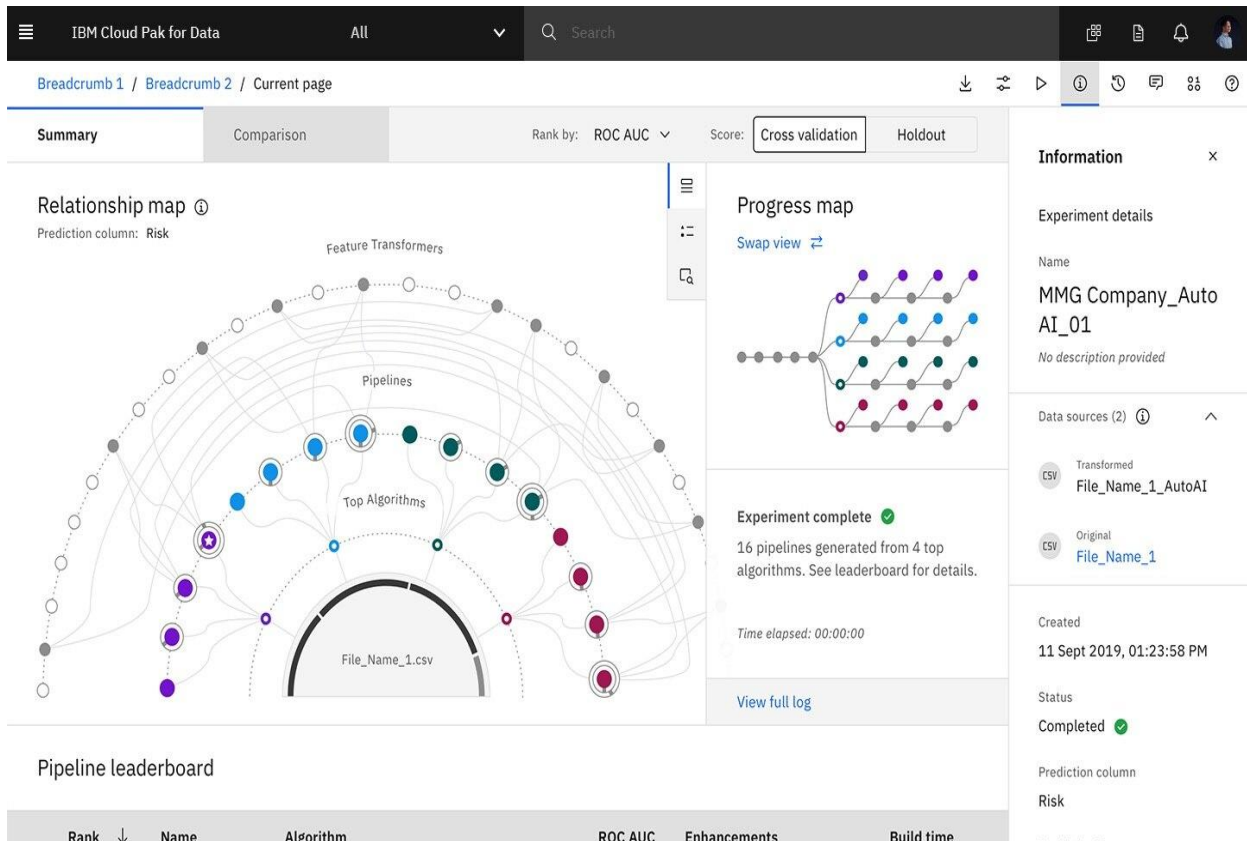


Рис. 1.14 Інтерфейс платформи IBM Watson Studio

Платформа включає потужні інструменти візуалізації даних та результатів аналізу, що дозволяє створювати інтерактивні дашборди для моніторингу ринкових показників та продуктивності моделей у реальному часі. Інтеграція з IBM Cognos Analytics розширює можливості для створення складних аналітичних звітів. Watson Studio надає продвинуті можливості для моніторингу та управління моделями. Наприклад, додаток автоматично відстежує такі показники моделей, як продуктивність і точність та надає рекомендації щодо перенавчання, що критично важливо для підтримки актуальності прогнозів на динамічних фінансових ринках.

1.2.8 Біржі та брокери

Наданням послуг відкриття торгово-фінансових угод на ринку займаються брокери та біржі. Для того, щоб торгівля інструментами була комфортною та не спричиняла великих аномальних коливань цін при великих ринкових чи лімітних заявках, платформа повинна мати достатню ліквідність для того чи іншого

інструменту. Це означає, що торгівля має йти активно, учасників повинно бути багато і має бути достатній торговий об'єм. Біржі надають можливості торгівлі із використання кредитних плечей, проте такий підхід може бути ризикованим та вести до надзбитків. Ці платформи надають доступ до копі-трейдингу, в режимі якого є можливість копіювати угоди найуспішніших та найприбутковіших учасників торгів, до створення та налаштування торгових ботів, що також є частиною алгоритмічного трейдингу. Серед таких платформ можна виділити криптовалютні біржі Binance (рис. 1.15), ByBit (рис. 1.16), а також брокерів Freedom Finance (рис. 1.17) та Interactive Brokers (рис. 1.18).

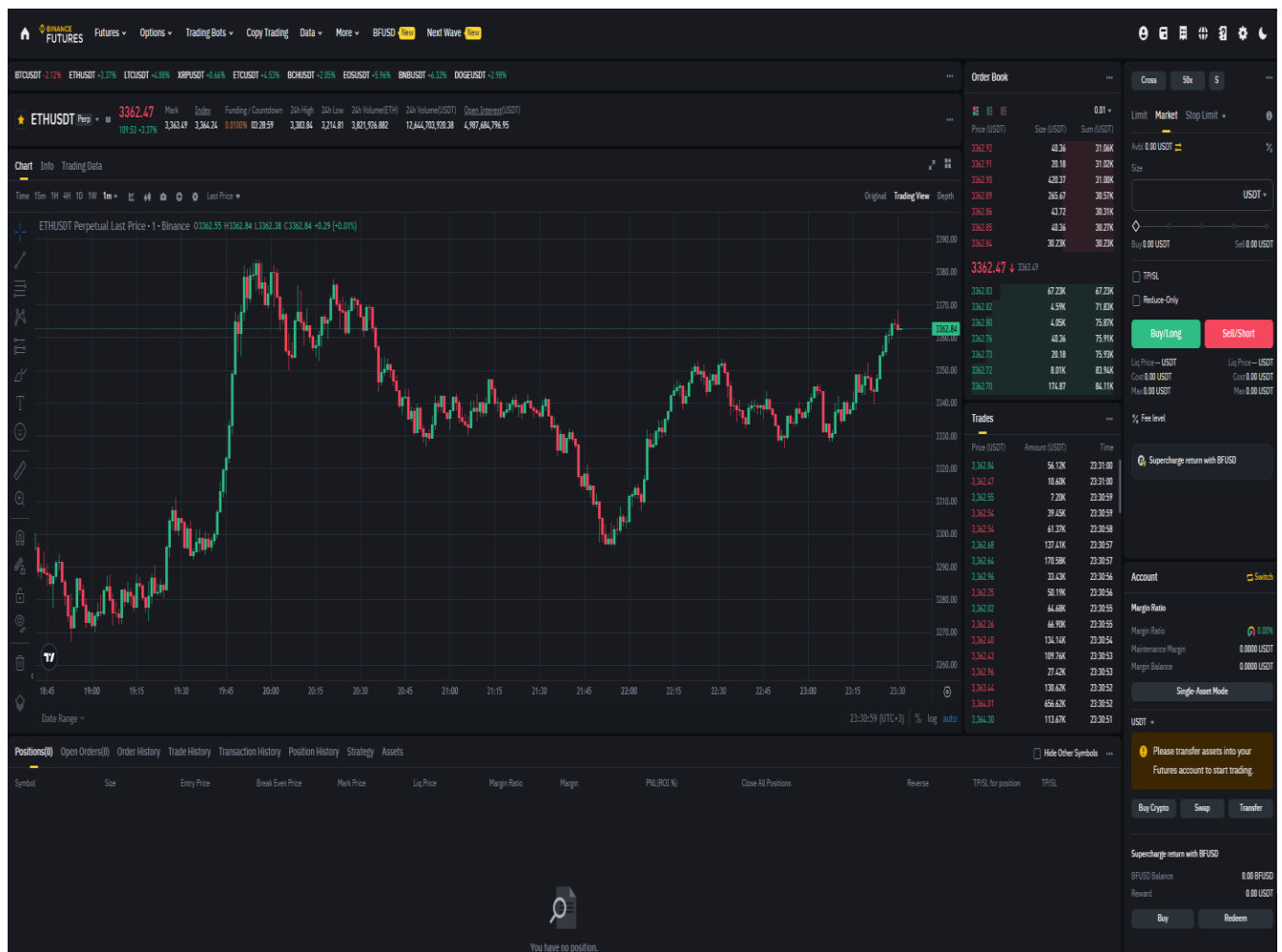


Рис. 1.15 Інтерфейс криптовалютної біржі Binance

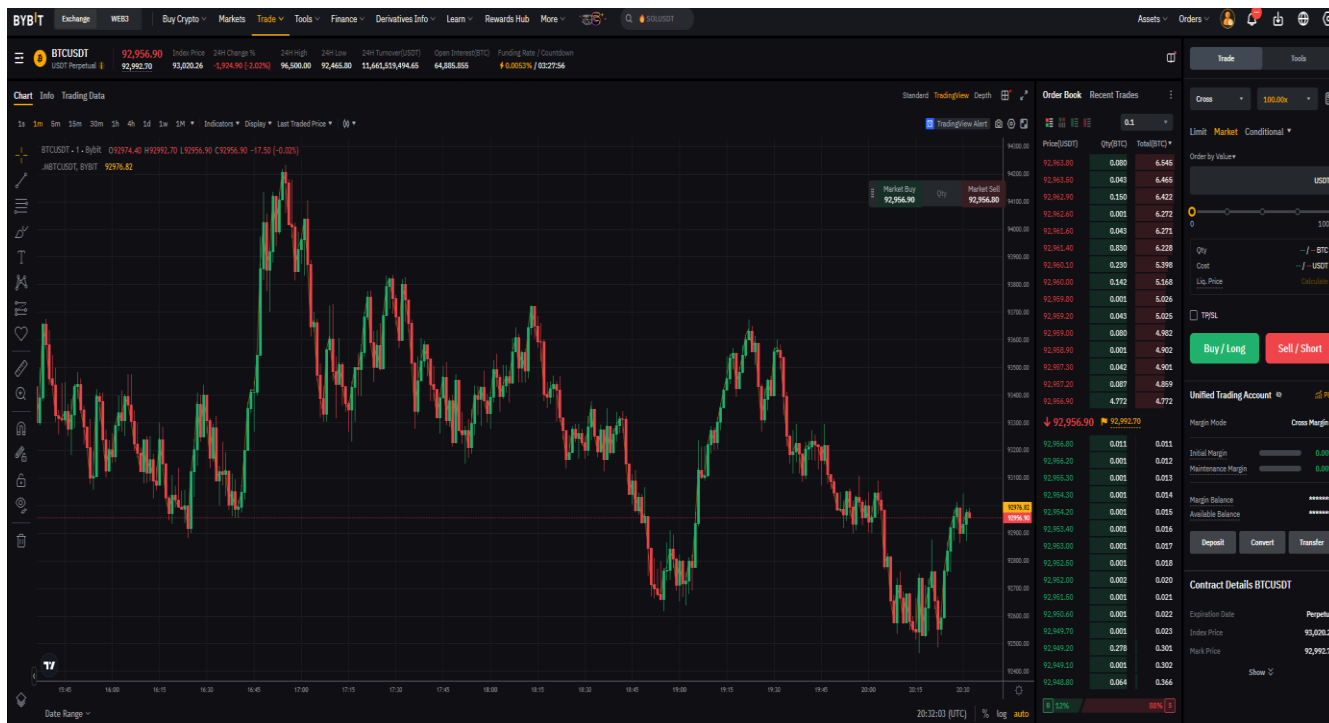


Рис. 1.16 Інтерфейс криптовалютної біржі ByBit

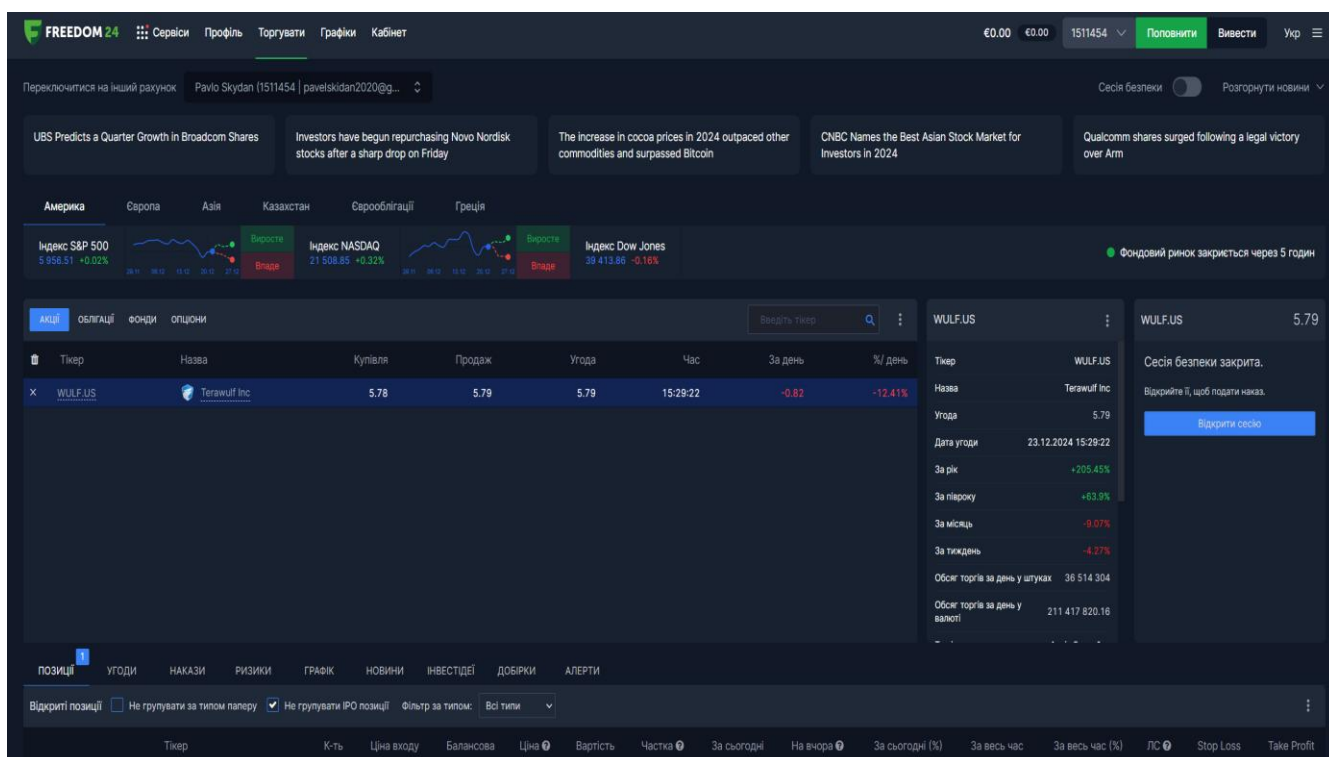


Рис. 1.17 Інтерфейс фінансового брокеру Freedom Finance

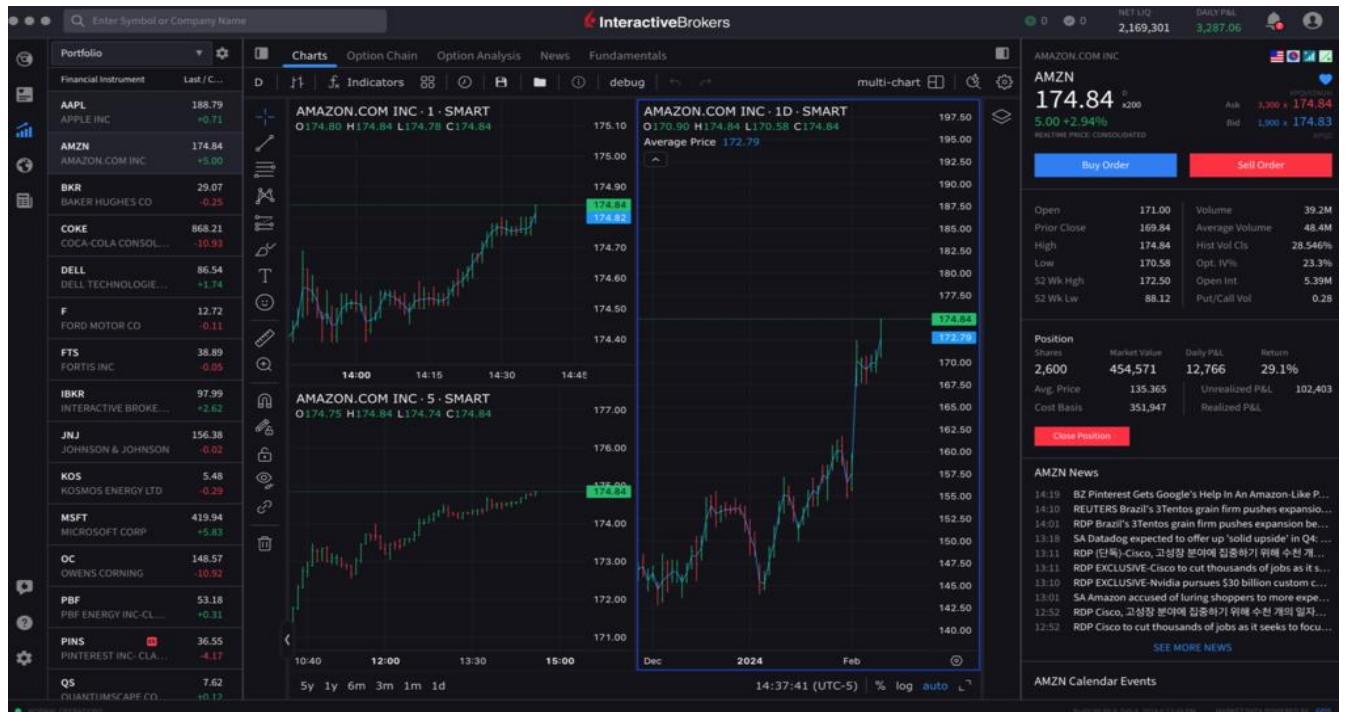


Рис. 1.18 Інтерфейс фінансового брокеру Interactive Brokers

1.3 Аналіз ефективності торгових операцій

Аналіз ефективності торгових операцій є фундаментальним процесом оцінки результативності діяльності на фінансових ринках. Цей процес вимагає комплексного підходу, що враховує множину факторів та їх взаємозв'язки.

1.3.1 Базові критерії оцінки ефективності

Доходність капіталу. Доходність власного капіталу ROE є основним показником ефективності інвестиційної діяльності, який дозволяє оцінити здатність управляючого генерувати прибуток з наявного капіталу, а також визначати прибутковість тих методів аналізу і стратегій, що використовуються. При розрахунку ROE враховуються всі фактори торгової діяльності, включаючи реалізовані та нереалізовані прибутки і збитки, дивідендні виплати по дивідендних активах та процентні доходи. Особлива увага приділяється динаміці ROE протягом різних ринкових циклів. Стабільність цього показника в різних ринкових умовах свідчить про надійність та стійкість торгової стратегії та методів аналізу і прогнозування ринку.

Для глибшого аналізу ROE часто розкладають на складові за допомогою моделі DuPont, що дозволяє визначити ключові драйвери доходності[20]. Таке розбиття може чітко вказати, наприклад, за рахунок чого досягається висока доходність портфелю: чи то використання великих кредитних плечей (leverage) чи то отримання максимального прибутку в стабільних чи динамічних ринкових умовах із використанням конкретних торгових стратегій та інструментів.

Максимальне просідання. Максимальне просідання (Maximum Drawdown) є важливим показником ризику, який особливо впливає на торгівлю з точки зору психології інвестування, оскільки значні просідання можуть призводити до емоційних рішень та відхилення від стратегії. При аналізі максимального просідання важливо розглядати не тільки його глибину, але й тривалість, а також частоту виникнення значних просідань.

У контексті ризик-менеджменту максимальне просідання часто використовується для встановлення лімітів на позиції та визначення необхідного розміру капіталу. Наприклад, якщо історичне максимальне просідання стратегії становить 25%, консервативним підходом буде закладення буфера капіталу в розмірі щонайменше 30-35% для забезпечення можливості пережити періоди підвищеної волатильності без необхідності закриття позицій на мінімумах або запобігання ліквідації рахунку трейдера чи заборгованності брокеру через можливі надзвичайно різкі коливання ринку, наприклад, при виконанні великої кількості стоп-ордерів чи новинного фону[21].

Коефіцієнт відновлення. Коефіцієнт відновлення (Recovery Factor) є важливим індикатором життєздатності торгової стратегії, оскільки він показує співвідношення між здатністю генерувати прибуток та ризиками значних втрат. Високий коефіцієнт відновлення свідчить про те, що стратегія здатна ефективно відновлюватися після просідань за рахунок майбутніх прибутків і надприбутків, що є ключовим фактором довгострокового успіху. При аналізі цього показника ключовим фактором також є враховувати часовий проміжок, необхідний для відновлення після максимальних просідань. Практичне значення коефіцієнта

відновлення полягає в тому, що він допомагає оцінити, наскільки ефективно стратегія управляє ризиками відносно потенційного прибутку. Стратегії з високим коефіцієнтом відновлення часто характеризуються кращим співвідношенням ризик/прибуток та більшою стійкістю до ринкових шоків.

Фактор прибутку. Фактор прибутку (Profit Factor) оцінює якість системи управління ризиками та здатність стратегії генерувати стабільні результати. Цей показник особливо корисний для оцінки торгових систем, оскільки він враховує не тільки загальний результат, але й співвідношення між прибутковими та збитковими угодами. Високий фактор прибутку може свідчити про наявність стійкої перевіреної стратегії та ефективне управління ризиками. Важливими елементами є стабільність у часі та залежність від розміру позицій. Часто стратегії, що показують високий фактор прибутку на малих обсягах, можуть демонструвати значно гірші результати при збільшенні розміру позицій через вплив ринкової ліквідності та транзакційних витрат.

1.3.2 Методології комплексного аналізу

Факторний аналіз доходності. Факторний аналіз доходності представляє собою методологію декомпозиції доходності інвестиційного портфеля на окремі компоненти, пов'язані з різними джерелами ризику та прибутку. Цей метод дозволяє не тільки зрозуміти основні джерела доходності, чинники, що сприяють її підвищенню, але й оптимізувати інвестиційний і спекулятивний портфель відповідно до різних факторів ризику. Сучасні підходи до факторного аналізу включають використання багатфакторних моделей, таких як Fama-French або Carhart, які дозволяють оцінити вплив різних співвідношень прибутку та ризику і їхній вплив на загальну доходність портфеля[22-23].

Value at Risk. Value at Risk (VaR) є мірою ризику, що оцінює потенційні втрати портфеля з певним рівнем довіри за визначений період часу. Методологія

VaR надає чітке кількісне вираження ризику, зрозуміле як для професійних управляючих, так і для інвесторів. При розрахунку VaR використовуються різні підходи, включаючи історичне моделювання, параметричний метод та метод Монте-Карло[24].

Особлива увага при використанні VaR приділяється вибору параметрів моделі, а саме межі довірчого інтервалу, часового проміжку та історичних даних для отримання якісних вихідних показників VaR. Проте варто зазначити, чи ця методика не враховує витрати за межами заданого рівня довіри, тому при операціях з надвисокими збитками показник VaR може бути хибним.

Аналіз стійкості стратегії. Аналіз стійкості передбачає повноцінне всебічне тестування торгової стратегії в різних ринкових умовах для оцінки її надійності та адаптивності. Цей процес включає історичне тестування на різних часових періодах, тестування з використанням змодельованих ринкових сценаріїв на заздалегідь відкаліброваних даних. При аналізі варто звертати увагу на поведінку стратегії в екстремальних ринкових умовах та її здатність адаптуватися до змін на фінансовому ринку, а також враховувати можливі зміни в ринковій структурі і вплив регуляторних органів.

Кластерний аналіз ринкових режимів. Кластерний аналіз використовує алгоритмічні методи та, в деяких випадках, моделі машинного навчання для визначення різних подій чи станів на ринку, що дозволяє зрозуміти, як необхідно адаптувати поточну стратегію під зміни в реальному часі на фінансовому інструменті (рис. 1.19). Цей підхід ефективний для виявлення прихованих закономірностей у ринковій динаміці, наприклад, роботи високочастотних торгових ботів або так званих «асійбергів»[25]. Важливим аспектом є вибір правильних характеристик для кластеризації, які можуть включати показники волатильності і ліквідності, адже від цього може залежати налаштування великої кількості заявок та їхнього розміру, і відповідно результат аналізу. А врахування

кореляції між активами допоможе знаходити закономірності в фінансових діях учасників ринку на різних торговельних інструментах.

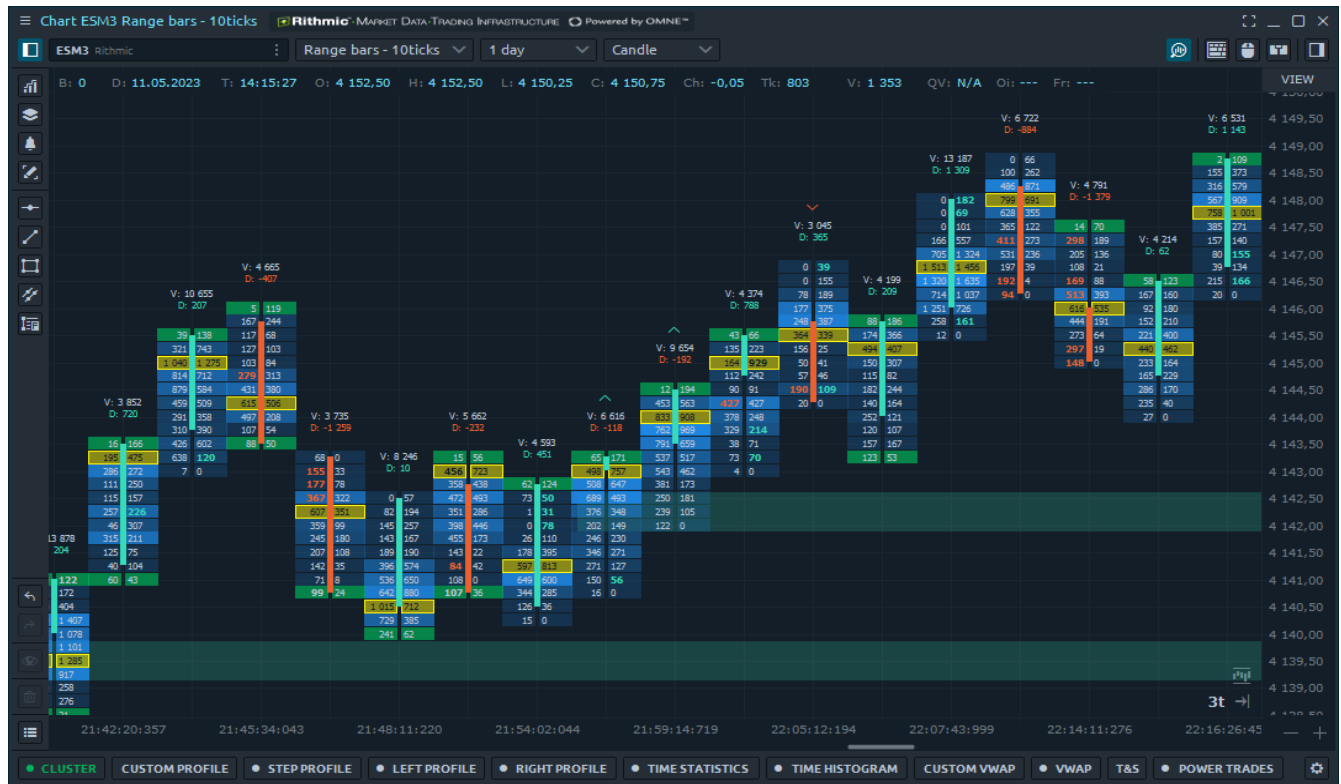


Рис. 1.19. Візуальне відображення кластерів «всередині» ринку

Аналіз транзакційних витрат. Аналіз транзакційних витрат є важливим компонентом оцінки реальної ефективності торгової стратегії, оскільки ці витрати можуть суттєво впливати на кінцевий результат. До транзакційних витрат відносяться не тільки прямі комісії брокера та біржі, але й непрямі витрати, такі як спреди, тобто різниця між риночною, агресивною ціною купівлі та продажу, проковзування цін через зміну ліквідності інструменту[26] та вплив на ринок при виконанні великих ринкових ордерів. Серед існуючих на даний час популярних криптовалютних ліквідних бірж можна виділити декілька із найменшими комісіями, такі як Binance, OKX, Huobi, KuCoin, ByBit (табл. 1.1, 1.2). В залежності від рівня користувача, комісії за фінансові операції можуть змінюватися.

Таблиця 1.1

Комісії для спотової торгівлі на криптовалютних біржах

Біржа	Базовий рівень	VIP 1	VIP 2
Binance	0.1% / 0.1%	0.09% / 0.1%	0.08% / 0.1%
OKX	0.1% / 0.15%	0.08% / 0.1%	0.06% / 0.08%
Huobi	0.2% / 0.2%	0.16% / 0.18%	0.12% / 0.15%
KuCoin	0.1% / 0.1%	0.09% / 0.1%	0.08% / 0.1%
Bybit	0.1% / 0.1%	0.08% / 0.1%	0.06% / 0.08%

Таблиця 1.2

Комісії для ф'ючерсної торгівлі на криптовалютних біржах

Біржа	Базовий рівень	VIP 1	VIP 2
Binance	0.02% / 0.04%	0.016% / 0.04%	0.014% / 0.035%
OKX	0.02% / 0.05%	0.016% / 0.04%	0.012% / 0.03%
Huobi	0.02% / 0.04%	0.015% / 0.04%	0.01% / 0.03%
KuCoin	0.02% / 0.06%	0.018% / 0.05%	0.015% / 0.04%
Bybit	0.01% / 0.06%	0.01% / 0.05%	0.01% / 0.04%

2. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ОПЕРАЦІЙ НА ФІНАНСОВОМУ РИНКУ

2.1 Аналіз існуючих методів оцінки ефективності операцій

Оцінка ефективності операцій на фінансових ринках є фундаментальною задачею, що визначає успішність інвестиційної та торгової діяльності. Сучасний фінансовий ринок характеризується високою волатильністю та складністю взаємозв'язків між різними факторами впливу, що вимагає комплексного підходу до оцінки ефективності операцій.

2.1.1 Класичні методи оцінки ефективності

Класичні методи оцінки ефективності формують базовий інструментарій аналізу фінансових операцій. Вони базуються на фундаментальних принципах фінансової теорії та математичної статистики.

2.1.1.1 Коефіцієнт Шарпа (Sharpe Ratio)

Основний показник ефективності інвестиційного портфеля, який оцінює розмір винагороди згідно закладеного ризику на одиницю загального ризику. Ключова ідея полягає в тому, що інвестор повинен отримувати додаткову винагороду за прийняття додаткового ризику. Коефіцієнт показує, наскільки додаткова дохідність (перевищення над безризиковою ставкою) компенсує прийнятий ризик.

При оцінці моделей прогнозування фінансових ринків коефіцієнт Шарпа використовується для порівняльного аналізу різних прогнозних моделей, що дозволяє об'єктивно порівнювати різні моделі прогнозування, враховуючи не лише їхню прибутковість, але й стабільність результатів. Модель з вищим коефіцієнтом

Шарпа вважається більш ефективною, оскільки забезпечує кращу дохідність на одиницю ризику.

При використанні коефіцієнта Шарпа для оцінки прогнозних моделей важливо враховувати те, що коефіцієнт може суттєво відрізнятися при різних періодах розрахунку, а також враховувати транзакційні витрати при реалізації торгових сигналів. Формула розрахунку виглядає наступним чином:

$$SR = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \quad (2.1)$$

де

R_p – середня дохідність портфеля,

R_f - безризикова ставка,

σ_p - стандартне відхилення дохідності.

2.1.1.2 R-квадрат (коефіцієнт детермінації)

Цей коефіцієнт є фундаментальною статистичною метрикою, що широко використовується для оцінки якості прогнозних моделей у фінансовому аналізі. Цей показник вимірює частку залежної змінної, яка пояснюється незалежними змінними в моделі. R-квадрат математично визначається як:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.2)$$

де

y_i — фактичні значення,

$\hat{y}_i$ — прогнозовані значення,

$\bar{y}$ — середнє значення фактичних даних.

Значення коефіцієнту R-квадрат знаходиться в діапазоні від 0 до 1, що вказує на відсутність здатності моделі до прогнозування та ідеальну відповідність моделі даним відповідно.

Цей показник використовується для розрахування оцінки якості адаптації моделі до історичних даних, а також він показує, наскільки добре модель відтворює історичні дані, що є важливим свідченням її потенційної здатності до вірного

прогнозування. Коефіцієнт дозволяє порівнювати різні специфікації моделей та вибирати найбільш ефективну і виявляти недоліки моделі при низьких значення коефіцієнту, таких як включення додаткових змінних для покращення прогнозу.

2.1.1.3 Середня абсолютна помилка (MAE) та середньоквадратична помилка (MSE).

Ці показники є фундаментальними метриками оцінки точності прогнозних моделей у фінансовій сфері. Вони дозволяють кількісно оцінити відхилення прогнозованих значень від фактичних результатів та надають важливу інформацію про якість та надійність прогнозних моделей.

MAE розраховується як середнє значення абсолютних різниць між фактичними та прогнозованими значеннями. MAE характеризується лінійним зростанням збитків за хибні дані, що робить її більш стійкою до викидів та аномальних значень. Вона вимірюється в тих самих одиницях, що й вихідні дані. Ця метрика особливо корисна при необхідності зрозуміти середню величину помилки прогнозування в абсолютному вираженні.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2.3)$$

де

y_i — фактичні значення,

$\hat{y}_i$ — прогнозовані значення,

$\bar{y}$ — середнє значення фактичних даних.

MSE обчислюється як середнє значення квадратів різниць між фактичними та прогнозованими значеннями має квадратичне зростання штрафу за помилку, що робить її більш чутливою до великих відхилень. Це може бути перевагою при необхідності особливої уваги до значних помилок прогнозування, але ускладнює інтерпретацію результатів через квадратичну форму показника.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|^2 \quad (2.4)$$

де

y_i — фактичні значення,

$\hat{y}_i$ — прогнозовані значення,

$\bar{y}$ — середнє значення фактичних даних.

При оцінці прогнозів цін активів MAE дозволяє безпосередньо оцінити середню помилку в грошових одиницях та є корисною для оцінки систематичних відхилень. У контексті аналізу волатильності ця метрика допомагає оцінити середню помилку прогнозу волатильності, при цьому залишаючись менш чутливою до екстремальних значень. В свою чергу, MSE часто використовується як функція втрат при навчанні моделей та дозволяє ефективно мінімізувати великі помилки. У контексті оцінки ризиків її квадратична форма краще відображає вплив значних відхилень та допомагає виявляти потенційно небезпечні помилки прогнозування.

2.1.2 Методи оцінки з використанням машинного навчання

Методи машинного навчання представляють великий етап у розвитку систем оцінки ефективності фінансових операцій. Вони дозволяють обробляти великі масиви даних та виявляти складні нелінійні залежності, недоступні для класичних методів аналізу. Архітектури глибокого навчання, особливо рекурентні нейронні мережі (RNN) та їх модифікації, ефективно застосовуються для аналізу фінансових часових рядів. Long Short-Term Memory (LSTM) представляє собою спеціальну архітектуру рекурентних нейронних мереж, розроблену для вирішення проблеми зникаючого градієнта та ефективної обробки довгострокових залежностей у часових рядах. У контексті фінансового прогнозування LSTM демонструє особливу ефективність завдяки здатності виявляти та зберігати важливі паттерни у даних протягом тривалих періодів часу. Базова архітектура LSTM може бути представлена системою рівнянь:

$$\begin{aligned}
f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\
i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\
o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\
c_t &= f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \\
h_t &= o_t \odot \tanh(c_t)
\end{aligned} \tag{2.5}$$

де

f_t - вектор забування

i_t - вхідний вектор

o_t - вихідний вектор

c_t - стан комірки

h_t - вихід LSTM

W, b - матриці ваг та вектори зміщення

σ - сигмоїдна функція

$\odot$ - поелементне множення

2.2. Аналіз переваг та недоліків існуючих методів оцінки

Ефективність методів оцінки фінансових операцій визначається їх здатністю надавати точні, своєчасні та релевантні дані для прийняття інвестиційних рішень. Кожен з існуючих підходів має свої характерні особливості, переваги та обмеження, які необхідно враховувати при їх практичному застосуванні.

2.2.1. Класичні методи оцінки

Класичні методи, що базуються на традиційних фінансових метриках, характеризуються високою прозорістю та зрозумілістю розрахунків. Їх основною перевагою є глибоке теоретичне обґрунтування, що спирається на фундаментальні принципи фінансової теорії. Коефіцієнти Шарпа та R-квадрат дозволяють отримати стандартизовані оцінки ефективності, що полегшує порівняльний аналіз різних інвестиційних стратегій.

Коефіцієнт Шарпа є стандартним інструментом в індустрії фінансового прогнозування завдяки своїй здатності ефективно оцінювати співвідношення прибутковості до ризику. Ця метрика надає можливість об'єктивно порівнювати різні торгові стратегії та інвестиційні портфелі, враховуючи не лише їхню прибутковість, але й стабільність результатів. Особлива цінність коефіцієнта Шарпа полягає у його інтуїтивно зрозумілій інтерпретації, що робить його доступним для широкого кола користувачів – від професійних аналітиків до приватних інвесторів. Універсальність цього показника дозволяє застосовувати його для оцінки ефективності різноманітних фінансових інструментів та стратегій, забезпечуючи єдину базу для порівняння[27].

R-квадрат надає розуміння того, наскільки добре модель пояснює варіацію в даних, використовуючи зрозумілу шкалу від 0 до 1. R-квадрат є надійним інструментом для порівняння моделей різної складності, дозволяючи об'єктивно оцінювати баланс між складністю моделі та її пояснювальною здатністю. Простота розрахунку та інтерпретації робить цей показник особливо цінним на етапі початкового аналізу та відбору моделей. В деяких випадках ця метрика навіть використовується для визначення потенційної кризи або дефолту, що наближається [28].

MAE (Середня абсолютна помилка) виділяється своєю винятковою інтерпретованістю та практичною цінністю. Цей показник зберігає оригінальні одиниці вимірювання, що робить його особливо корисним для практичного застосування у фінансовому прогнозуванні. MAE демонструє високу стійкість до викидів у даних, що є критично важливим при роботі з волатильними фінансовими ринками. Лінійний характер штрафу за помилки забезпечує збалансовану оцінку якості прогнозів, не переоцінюючи вплив окремих великих відхилень[29].

MSE (Середньоквадратична помилка) вирізняється своїми математичними властивостями, які роблять її ідеальною для оптимізації моделей машинного навчання. Диференційованість MSE дозволяє ефективно застосовувати градієнтні методи оптимізації, що є критично важливим для сучасних алгоритмів навчання.

Квадратична форма штрафу за помилки забезпечує підвищену чутливість до значних відхилень, що може бути особливо корисним при розробці систем управління ризиками. MSE також надає математично обґрунтовану основу для порівняння різних моделей та оцінки їх прогностичної здатності [30].

Однак класичні методи мають суттєві обмеження. Вони часто базуються на припущенні про нормальний розподіл доходностей, що не завжди відповідає реальності фінансових ринків. Крім того, ці методи можуть не враховувати складні нелінійні взаємозв'язки між ринковими факторами та мають обмежену здатність адаптуватися до швидких змін ринкового середовища (табл. 1).

2.2.2. Методи машинного навчання

Застосування технологій машинного навчання дозволило значно розширити можливості оцінки ефективності операцій. Нейронні мережі та ансамблеві методи здатні виявляти складні патерни у даних та адаптуватися до змінних ринкових умов. Особливо ефективним є використання глибокого навчання для аналізу часових рядів та прогнозування ринкових трендів.

Нейронні мережі типу LSTM демонструють виняткову здатність до виявлення та використання довгострокових залежностей у фінансових часових рядах. Ця архітектура нейронних мереж ефективно адаптується до змін у ринкових умовах завдяки своїй складній структурі пам'яті та механізмам забування. Можливість одночасної обробки багатовимірних входів дозволяє LSTM враховувати широкий спектр факторів, що впливають на фінансові ринки. Висока адаптивність та здатність до навчання роблять LSTM особливо цінним інструментом для довгострокового прогнозування та аналізу складних фінансових інструментів.

Проте методи машинного навчання вимагають значних обчислювальних ресурсів та великих наборів якісних даних для навчання. Також існує проблема "чорного ящика", коли складно інтерпретувати процес прийняття рішень моделлю,

які саме причини призвели до того чи іншого результату, що може бути критичним для управління поведінкою моделі (табл. 2.1).

Таблиця 2.1

Зведена порівняльна таблиця основних методик оцінки ефективності
моделей прогнозування

Критерій	Коефіцієнт Шарпа	R²	MAE	MSE	LSTM
Складність розрахунку	Середня	Низька	Низька	Низька	Висока
Інтерпретованість	Висока	Висока	Висока	Середня	Низька
Чутливість до викидів(аномалій)	Середня	Висока	Низька	Висока	Середня
Обчислювальна ефективність	Висока	Висока	Висока	Висока	Низька
Врахування ризиків	Висока	Низька	Низька	Середня	Середня
Адаптивність	Низька	Низька	Низька	Низька	Середня
Універсальність	Середня	Середня	Висока	Висока	Висока
Масштабованість	Висока	Висока	Висока	Висока	Середня
Вимоги до якості даних	Середні	Низькі	Низькі	Високі	Високі

3. РОЗРОБКА МЕТОДИКИ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ОПЕРАЦІЙ НА ФІНАНСОВОМУ РИНКУ

3.1 Адаптивна ринкова гіпотеза

Адаптивна ринкова гіпотеза (АМН) є сучасною концепцією, що представляє еволюційний підхід до розуміння фінансових ринків та їх ефективності. Вона була розроблена Ендрю Ло у 2004 році. Ця гіпотеза пропонує альтернативний погляд на традиційну гіпотезу ефективного ринку (ЕМН), інтегруючи принципи біології, психології та економіки.

3.1.1 Фундаментальні принципи АМН

АМН стверджує, що ринкова ефективність не є статичним станом, а динамічним процесом, який постійно розвивається. Ефективність ринку змінюється з часом та залежить від ринкових умов, економічних факторів, середовища та характеристик учасників ринку. Це означає, що ринки можуть бути більш ефективними в певні періоди та менш ефективними в інші.

Наступний принцип, що лежить в основі АМН, це "виживання найбільш пристосованих" у контексті фінансових ринків. Учасники ринку конкурують за обмежені ресурси, використовуючи різні інвестиційні стратегії. Успішні стратегії "виживають" та відтворюються, тоді як неефективні - відмирають. Цей процес призводить до постійної адаптації та еволюції ринкових механізмів.

АМН визнає важливість поведінкових факторів у формуванні ринкової динаміки. Ця теорія враховує емоційні та когнітивні упередження інвесторів. При цьому вона розглядає ці упередження не як аномалії, а як природну частину процесу.

3.1.2 Ключові характеристики АМН

АМН передбачає, що можливості отримання надприбутків з'являються та зникають циклічно, залежно від змін ринкових умов та конкурентного середовища.

Це пояснює періодичну появу та зникнення різних аномалій та неефективностей на ринку.

Замість припущення про постійну раціональність, АМН вводить концепцію адаптивної раціональності. Учасники ринку навчаються на власному досвіді та адаптують свою поведінку відповідно до змін ринкового середовища. Це призводить до динамічної зміни рівня ринкової ефективності.

АМН розглядає фінансовий ринок як складну екосистему, де різні групи учасників (індивідуальні інвестори, інституційні інвестори, маркет-мейкери) взаємодіють та впливають один на одного. Ця взаємодія створює динамічне середовище, де ефективність постійно змінюється.

3.1.3 Практичне використання АМН

Інвестиційні стратегії. АМН передбачає, що оптимальні інвестиційні стратегії повинні бути адаптивними та враховувати зміни ринкових умов. Успішні інвестиційні підходи в одному ринковому середовищі можуть стати неефективними при зміні умов.

Управління ризиками. Теорія підкреслює важливість динамічного управління ризиками, яке враховує еволюцію ринкових умов та зміни в поведінці учасників ринку. Традиційні статичні моделі ризик-менеджменту можуть бути недостатньо ефективними.

Регуляторна політика. АМН має важливе значення для регуляторної політики, підкреслюючи необхідність адаптивного підходу до регулювання фінансових ринків, який враховує їх еволюційну природу.

3.2 Теоретичне обґрунтування та концептуалізація методу AMES (Adaptive Market Efficiency Score)

Розробка методу AMES базується на фундаментальному розумінні побудови та структури фінансових ринків та їхньої динаміки і поведінки. В основу методу покладено концепцію адаптивної ринкової гіпотези (АМН), яка розширює класичну

гіпотезу ефективного ринку, враховуючи динамічну природу ринкової ефективності. На відміну від традиційних підходів, які фокусуються виключно на точності прогнозування, AMES враховує багатовимірну природу ефективності прогнозних моделей.

Як концептуальний фундамент для методу було взято три ключові аспекти фінансового прогнозування: точність прогнозування, здатність до адаптації та управління ризиками. Такий підхід дозволяє створити комплексну систему оцінки, яка відповідає реальним викликам фінансового моделювання. При цьому особлива увага приділяється взаємозв'язку між цими компонентами та їх впливу на загальну ефективність моделі в умовах мінливого ринкового середовища.

Важливим аспектом теоретичного обґрунтування є врахування поведінкових факторів та їх впливу на ринкову динаміку. Метод AMES інтегрує елементи фінансів, визнаючи, що ринкові учасники не завжди діють раціонально і їх рішення можуть бути підвержені різним когнітивним упередженням. Це дозволяє створити більш реалістичну модель оцінки ефективності прогнозування. Концептуалізація методу також включає розробку теоретичної бази для оцінки часової стабільності прогнозних моделей. На відміну від статичних підходів, AMES враховує еволюцію ринкових умов та необхідність адаптації моделей до нових реалій. Це досягається через впровадження динамічних компонентів оцінки, які відслідковують зміни в ефективності моделі протягом часу.

3.3 Розробка математичної моделі та компонентів оцінки

Математична формалізація методу AMES реалізується через розробку трьох ключових компонентів. Компонента прогнозування (Prediction Component, PC) базується на класичних метриках оцінки точності, таких як MAE та RMSE, але розширює їх застосування через призму ринкової динаміки та ризиків. Особлива увага приділяється нормалізації цих показників для забезпечення порівнянності

різних моделей та часових періодів. Формула цієї компоненти має наступний вигляд:

$$PC = 1 - \frac{MSE}{R} \quad (3.1)$$

де

MSE – середня квадратична помилка прогнозу,

R – діапазон цін за період аналізу.

Компонента адаптивності (Adaptivity Component, AC) представляє собою інноваційний підхід до оцінки динамічної ефективності моделі. Через аналіз зміни помилки прогнозування в часі оцінюється здатність моделі адаптуватися до змін ринку. Нормалізація цього показника відносно "стандартного" стану ринку дозволяє отримати порівнянну метрику адаптивності. AC включає також оцінку швидкості адаптації моделі до нових ринкових умов. Цей параметр є критичним для оцінки практичної застосовності моделі в умовах високої ринкової волатильності.

$$\Delta RMSE = RMSE_t - RMSE_{t-1} \quad (3.2)$$

де

$RMSE_t$ — помилка в поточному періоді,

$RMSE_{t-1}$ — помилка в попередньому періоді.

Формула для розрахунку значення компоненти адаптивності:

$$AC = 1 - \frac{\Delta RMSE}{N} \quad (3.3)$$

де

$N - \Delta RMSE$ в періоді "стандартного" стану ринку.

Компонента ризику (Risk Component, RC) використовує концепцію Value at Risk у загальній системі оцінки, що дозволяє врахувати не лише точність прогнозів, але й потенційні ризики, пов'язані з їх застосуванням. Математична формалізація цієї компоненти враховує як максимальні потенційні збитки для заданого рівня довіри, так і абсолютні максимуми можливих втрат. RC доповнюється аналізом

потенційних екстремальних подій і різких коливань на ринку, які можуть значно вплинути на ефективність моделі. Формули виглядає наступним чином:

$$RC = 1 - \frac{R_{\alpha}}{R_{max}} \quad (3.4)$$

де

R_{α} – максимальні збитки для заданого рівня довіри α ,

R_{max} – максимальні можливі збитки

Після отримання значень компонент прогнозування, адаптивності та ризику, формула для обчислення значення AMES із урахуванням вагових виглядає наступним чином:

$$AMES = w_1 PC + w_2 AC - w_3 RC \quad (3.5)$$

де

w_1, w_2, w_3 — вагові коефіцієнти, що відповідають важливості кожної з компонент і можуть бути налаштовані залежно від конкретних умов.

3.4 Формування інтегрального показника та системи вагових коефіцієнтів

Інтеграція трьох компонентів у єдиний показник AMES реалізується через систему вагових коефіцієнтів, що відображають відносну важливість кожного аспекту в загальній оцінці ефективності моделі. Процес визначення оптимальних вагових коефіцієнтів базується на комплексному аналізі характеристик ринку, специфіки фінансового інструменту та цілей прогнозування.

Розроблено адаптивний механізм коригування вагових коефіцієнтів залежно від ринкових умов. В періоди підвищеної волатильності більша вага надається компоненті ризику та адаптивності, тоді як у стабільні періоди зростає значимість компоненти прогнозування. Це забезпечує гнучкість методу та його відповідність реальним ринковим умовам.

Особлива увага приділяється забезпеченню збалансованості між різними компонентами показника. Система вагових коефіцієнтів розробляється з урахуванням можливості її адаптації до різних ринкових умов та типів фінансових інструментів. При цьому враховується необхідність збереження інтерпретованості кінцевого показника та його практичної застосовності.

3.5 Робота методу AMES

Робота методу AMES (рис. 3.1) розпочинається із процесу отримання вхідних ринкових даних того інструменту, який буде проаналізовано, які є основою для подальшого розгляду та розрахунків. Після збору початкових даних відбувається розрахунок трьох ключових компонент AMES. Перша компонента - прогнозування PC (Prediction Component) - використовує метрики аналізу, наприклад, MAE (Mean Absolute Error) та RMSE (Root Mean Square Error) для оцінки точності прогнозування. Ці метрики дозволяють визначити середню абсолютну помилку та середньоквадратичне відхилення прогнозів відповідно. Друга компонента - адаптивності AC (Adaptivity Component) яка слугує відображенням динаміки відхилень та рівня адаптації моделі до змін у вхідних ринкових даних. Паралельно розраховується третя компонента - ризику RC (Risk Component), що вказує потенційні ризики, пов'язані з прогнозуванням та прийняттям рішень.

Після отримання результатів від усіх трьох компонент відбувається їх «зважування» за допомогою вагових коефіцієнтів. На цьому етапі визначається відносна важливість кожної компоненти та їх внесок у фінальний результат. Процес зважування може враховувати специфіку ринку, мету аналізу, та інші спеціалізовані параметри, що мають вплив на прогнозування.

Завершальним етапом є безпосередньо розрахунок AMES, де всі зважені компоненти об'єднуються в єдиний показник. Цей фінальний показник надає

комплексну оцінку, яка враховує всі фактори аналізу: якість прогнозування, здатність до адаптації та рівень ризику. Такий багатовимірний підхід забезпечує більш надійну та збалансовану оцінку порівняно з використанням окремих метрик.

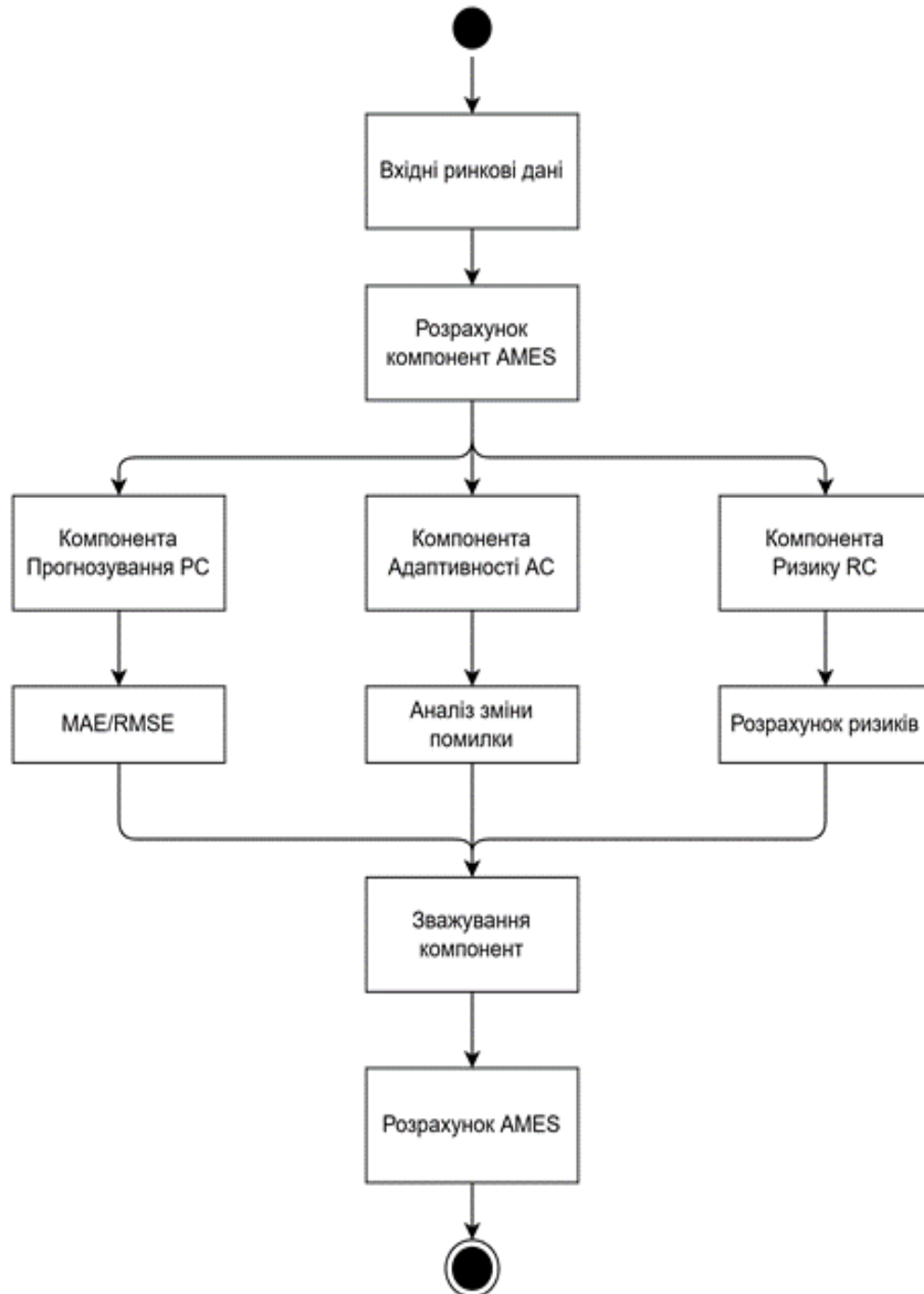


Рис. 3.1 Блок-схема роботи методу AMES

3.6 Використані програмні засоби

Розробка методики оцінки ефективності операцій на фінансових ринках вимагає інтеграції кількох технологій, кожна з яких виконує свою специфічну роль. У цьому розділі описано, які саме використовувалися технології.

3.6.1 Мова програмування C#

Ця мова та її можливості дозволили створити надійну інфраструктуру для роботи з даними, проводити обчислення компонент метрики та інтегруватися з базою даних ClickHouse. Архітектурне рішення базується на принципах об'єктно-орієнтованого програмування та використанні сучасних підходів до розробки програмного забезпечення. Реалізація включає створення математичного ядра системи, де C# використовується для імплементції складних алгоритмів оцінки ефективності прогнозних моделей. Архітектура системи передбачає модульний підхід, де кожен компонент методу AMES (точність прогнозування, адаптивність, управління ризиками) реалізований як окремий модуль з чітко визначеними інтерфейсами взаємодії. Зв'язок і структуру класів можна побачити на діаграмі класів (рис. 3.2)

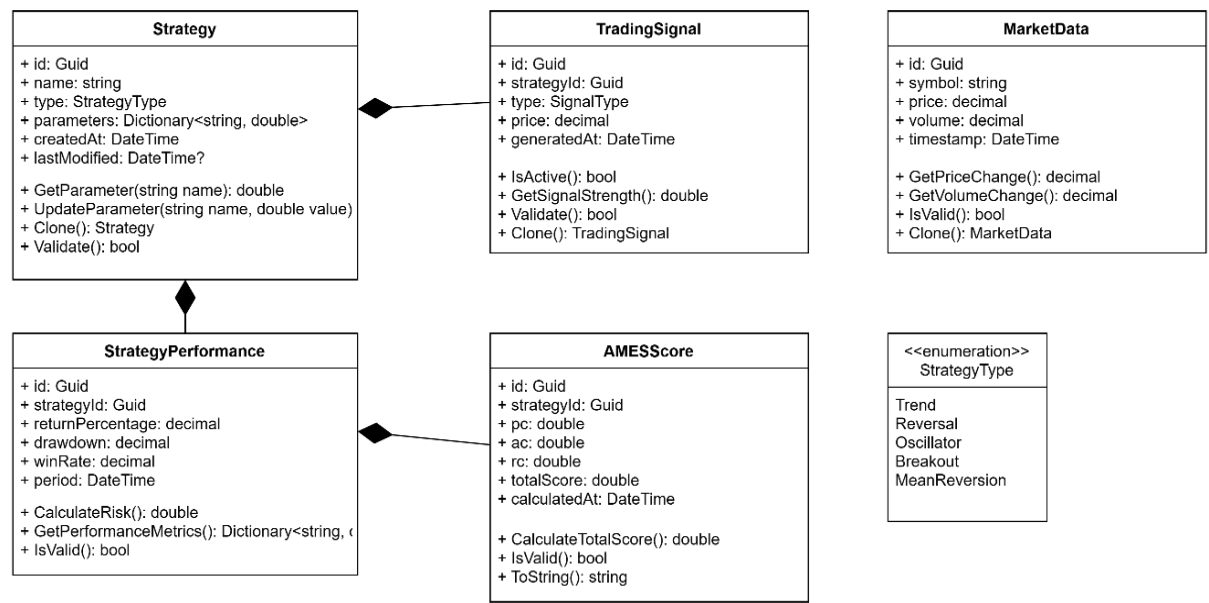


Рис. 3.2 Діаграма класів UML

В інтеграційний рівні системи відбувається взаємодія з різними джерелами даних, зокрема з швидкісною базою даних ClickHouse, що використовується для зберігання історичних даних. Доступ до даних реалізовано із використанням асинхронних операцій та кешування Redis. Це дозволяє скоротити затримки при роботі з великими наборами історичних даних та забезпечити швидку обробку поточкових даних в реальному часі. Інтерфейс для взаємодії з фронтенд-частиною системи реалізовано через REST API. Розроблений прошарок Middleware включає в себе механізми валідації вхідних даних та обробки помилок.

3.6.2 Система управління базою даних ClickHouse

Важливим етапом розробки є система зберігання даних. Можливості ClickHouse в контексті методу AMES надають перевагу у швидкості виконання деяких статистичних розрахунків на рівні бази даних. Це забезпечує швидке виконання запитів для великих обсягів даних та ефективне обчислення деяких допоміжних даних та агрегованих результатів. Налаштування індексів та партицій для даних також пришвидшує роботу додатку. Завдяки здатності ClickHouse до інтеграції через використання Entity Framework, взаємодія з базою даних є дуже простою та зрозумілою, що дозволяє легко створити необхідні таблиці та побудувати зв'язки між таблицями (рис. 3.3)

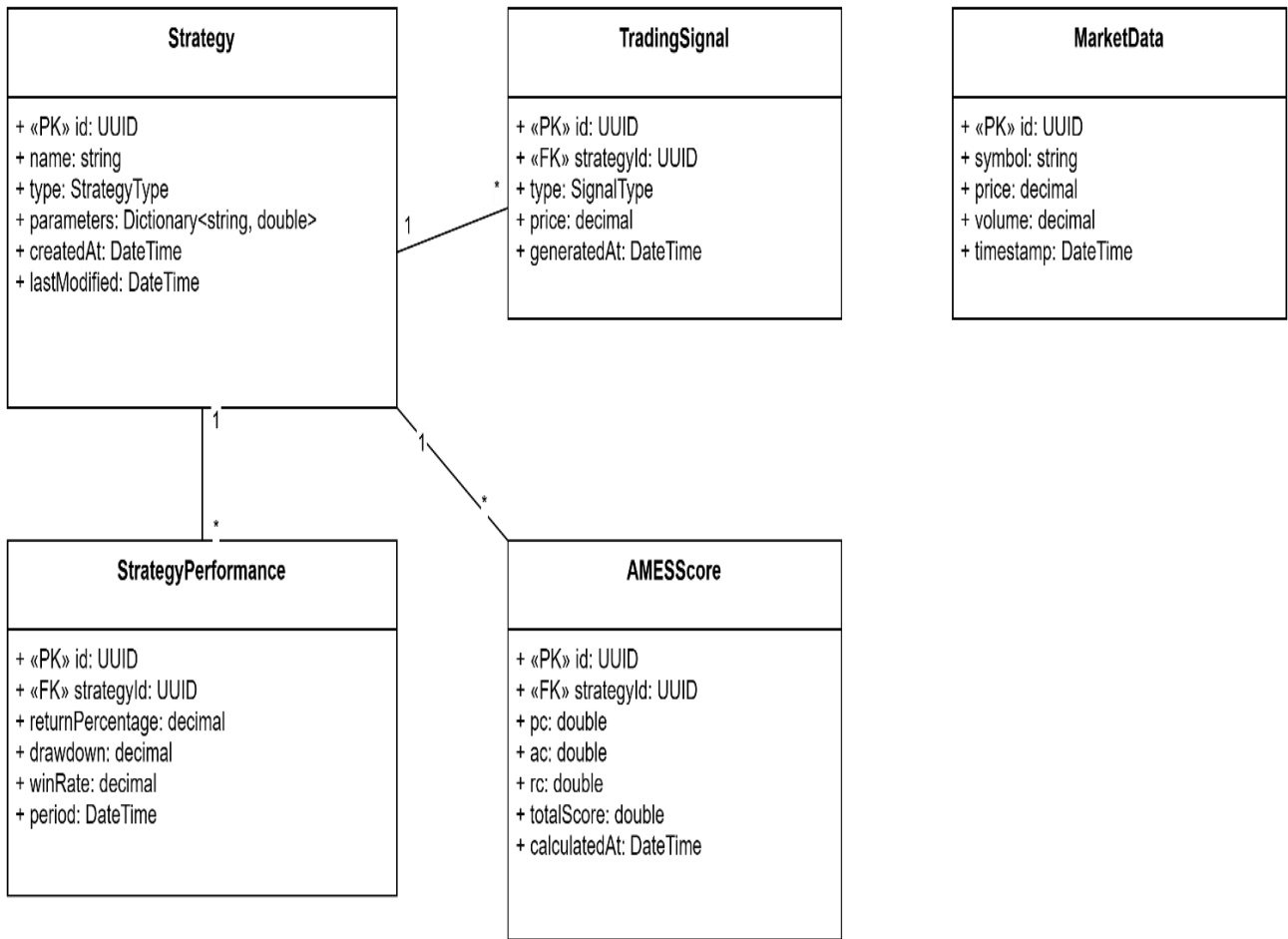


Рис. 3.3 Схема бази даних додатку

3.6.3 Front-end. React і TypeScript

В рамках фронтенд реалізації додатку для методології AMES була розроблена клієнтська частина з використанням React та TypeScript, що забезпечує інтерактивний інтерфейс для роботи з торговими стратегіями та їх аналізом. Для забезпечення строгої типізації використовується TypeScript, який надає можливість створення строго типізованих інтерфейсів для всіх сутностей системи: стратегій, торгових сигналів, метрик продуктивності та AMES оцінок. Інтеграція з бекендом реалізована через спеціалізований API клієнт, який інкапсулює всю логіку взаємодії з сервером. Для управління запитам та кешування даних використовується React Query, що забезпечує оптимальну продуктивність та користувацький досвід. Для забезпечення оновлень графіків в реальному часі реалізована інтеграція з

WebSocket та платформою TradingView, а також із цієї платформи реалізовано отримання історичних ринкових даних.

Додаток підтримує адаптивний дизайн, що забезпечує зручність використання на різних пристроях. Інтерфейс розроблений з урахуванням принципів UX/UI дизайну для забезпечення інтуїтивно зрозумілої навігації та взаємодії.

3.7 Структура системи

Система побудована за принципами **клієнт-серверної архітектури**, що дозволяє розподілити обчислювальні задачі між клієнтською та серверною сторонами. У структурі проєкту виокремлено два основні рівні: фронтенд, який забезпечує взаємодії користувача з системою через зручний інтерфейс та візуалізує результати аналізу, включаючи графіки і інформаційні картки; та бекенд, де виконується обчислення метрик ефективності, оброблення запитів від клієнтської частини та відбувається робота з базою даних.

3.8 Опис інтерфейсу

Інтерфейс системи, побудований на основі принципів інтуїтивного дизайну, забезпечує зручність використання для аналізу ефективності операцій на фінансовому ринку. Основною метою інтерфейсу є представлення комплексної інформації у зручному, інтерактивному вигляді, дозволяючи користувачам оцінювати різні торгові стратегії за допомогою методології AMES.

Інтерфейс складається з таких основних елементів:

- **Бокове меню навігації:**

- **Trading:** модуль для торгівлі активами (рис. 3.4). На сторінці присутні елементи управління позицією (довгою, long чи короткою, short) а також віджет Trading View для зручної візуалізації графіків.

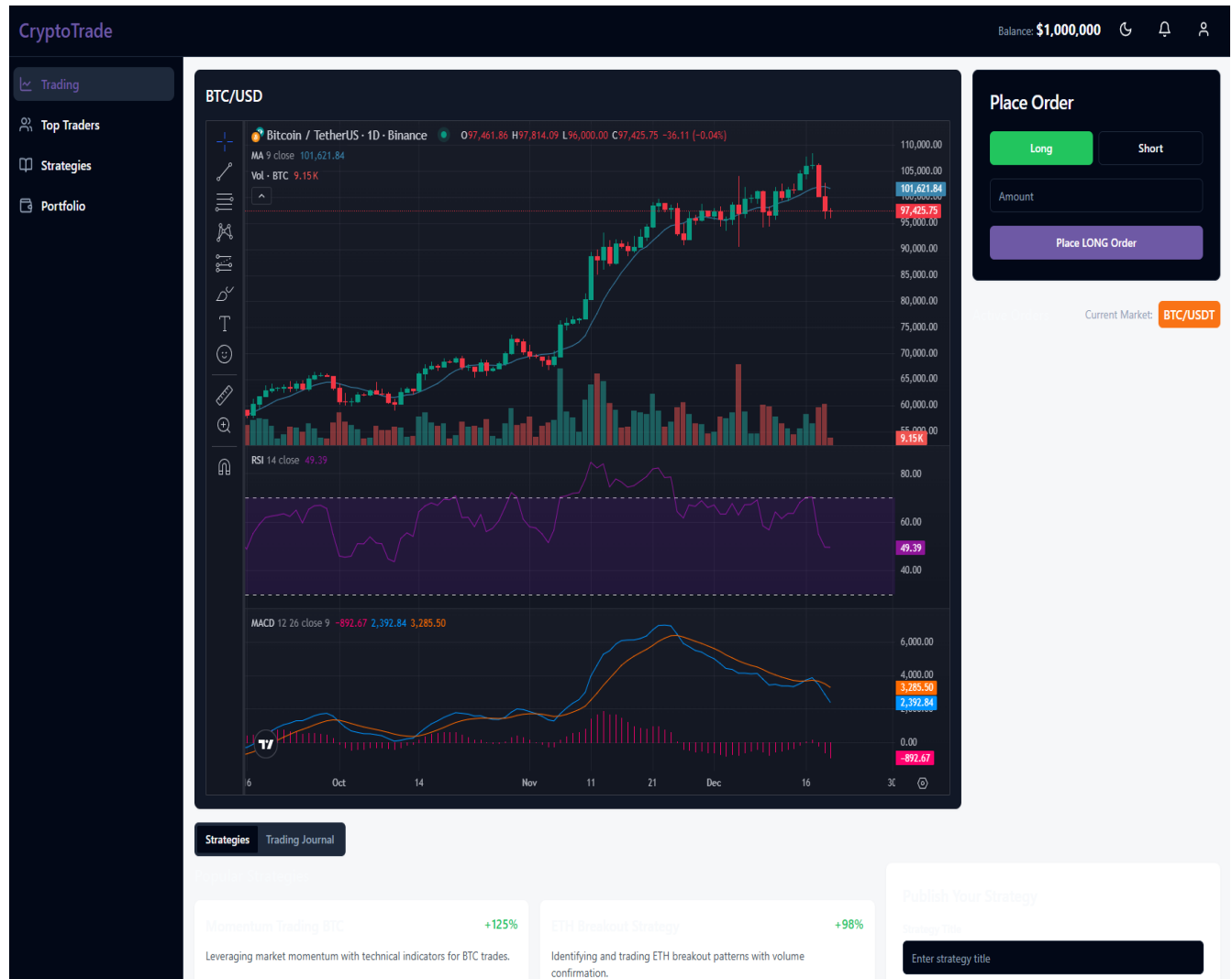


Рис. 3.4 Візуальне представлення сторінки Trading

- **Top Traders:** модуль для аналізу найкращих трейдерів (рис. 3.5).

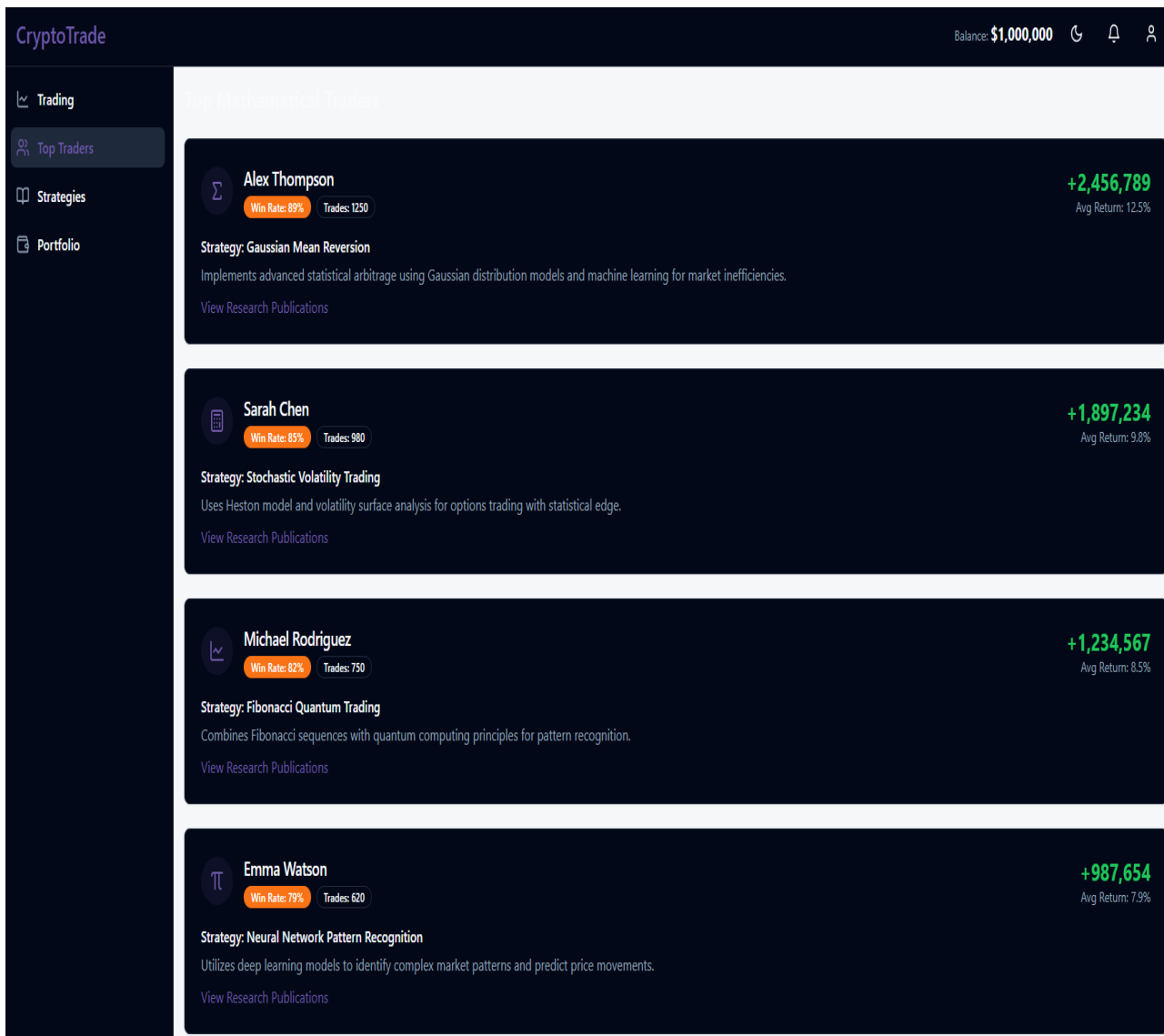


Рис. 3.5 Візуальне представлення сторінки Top Traders

- **Strategies:** секція для аналізу стратегій за показником AMES, де показано назви моделей прогнозування, значення компонент і та самого показника (рис. 3.6).

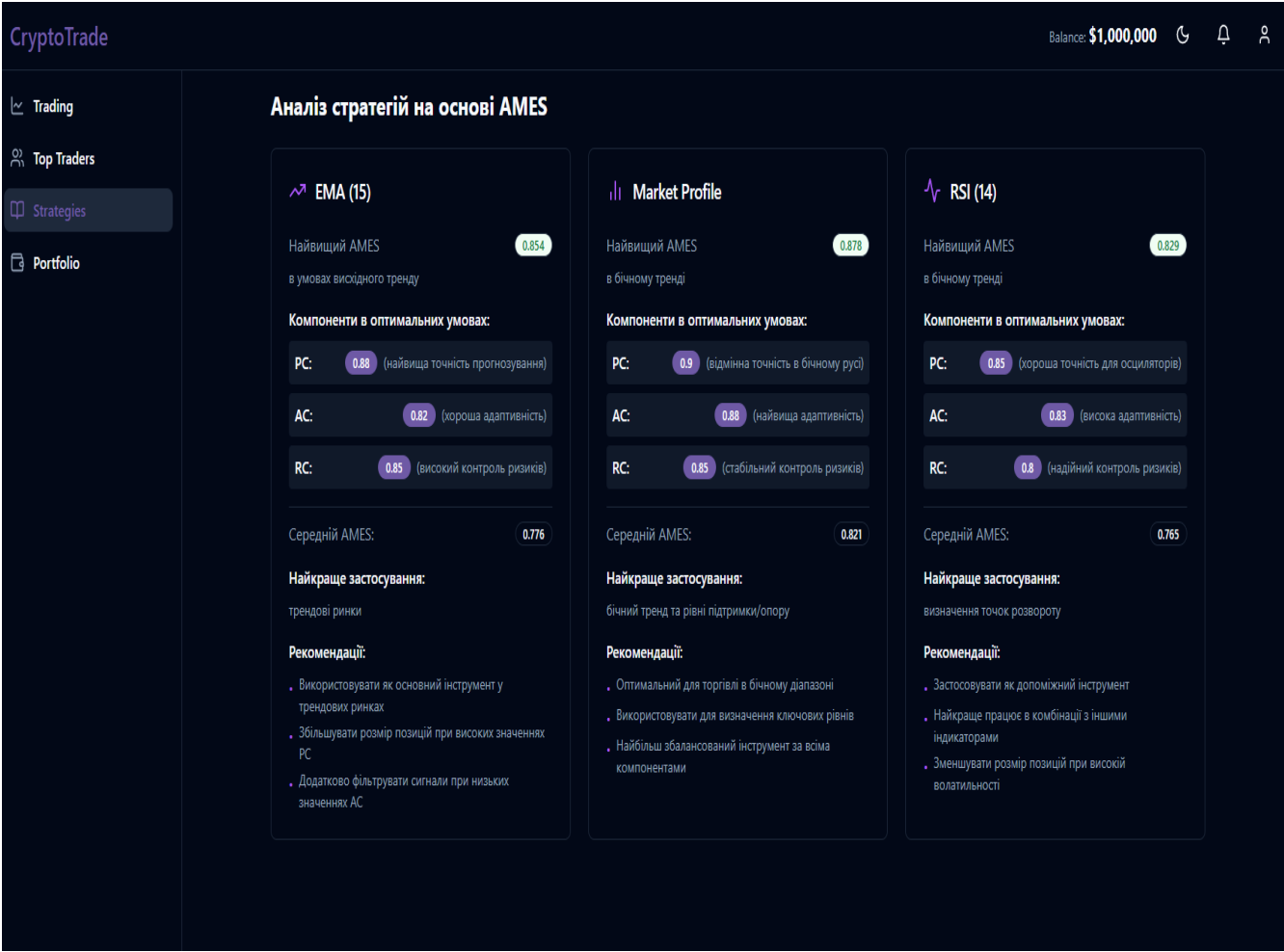


Рис. 3.6 Візуальне представлення сторінки Strategies

- **Portfolio:** перегляд портфелю користувача (рис. 3.7).

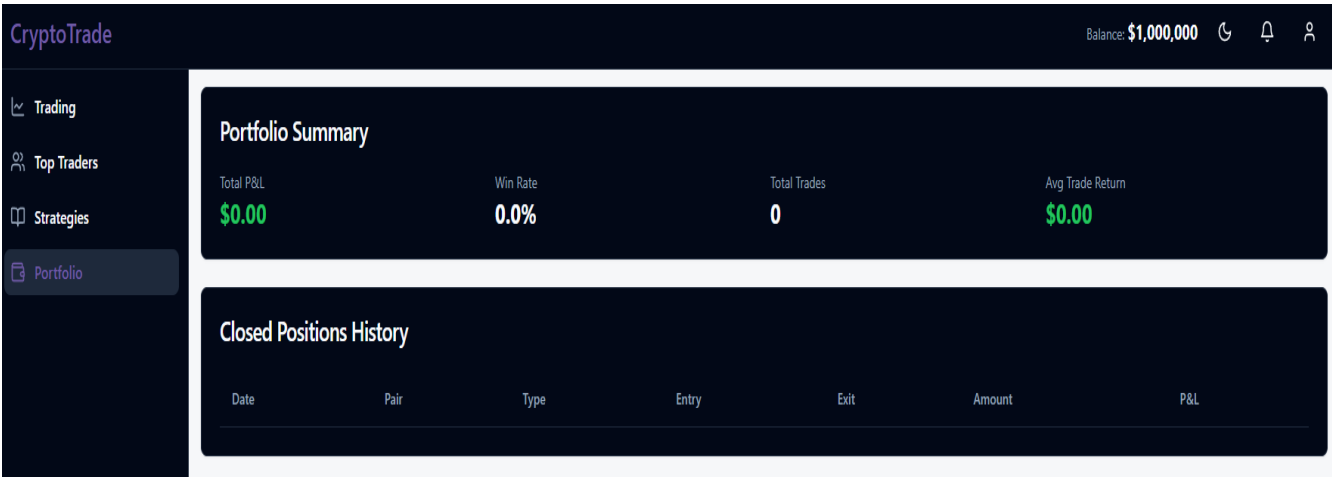


Рис. 3.7 Візуальне представлення сторінки Portfolio

4. ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ МЕТОДИКИ

4.1 Збір історичних даних

Для тестування нової методики необхідно отримати якісні історичні дані. В якості джерела такої інформації використано криптовалютну біржу Binance. Процес отримання даних від біржі можна розділити на кілька етапів

Першим є налаштування доступу до API Binance. Для цього необхідно створити акаунт на платформі та отримати необхідні API-ключі. При генерації ключів критично важливо налаштувати відповідні рівні доступу, обмежуючись лише необхідними дозволами для зчитування історичних даних. Існують навіть такі рекомендації щодо створення окремих API-ключів для різних середовищ (розробка, тестування, і так далі) та регулярного їх оновлення.

Основним інтерфейсом для отримання історичних даних є ендпоінт `"/api/v3/klines"` публічного API Binance в форматі JSON (рис. 4.1). Цей метод забезпечує доступ до агрегованих торгових даних у форматі OHLCV, що включає ціни відкриття, максимуму, мінімуму, закриття та обсяг торгів за вказаний період (рис. 4.2). При формуванні запитів необхідно враховувати контракт API, що передбачає обов'язкові параметри, такі як символ торгової пари (наприклад BTCUSDT), часовий інтервал свічок(таймфрейм) та часовий діапазон вибірки даних.

```
[
  [
    1591258320000,           // Open time
    "9640.7",               // Open
    "9642.4",               // High
    "9640.6",               // Low
    "9642.0",               // Close (or latest price)
    "206",                  // Volume
    1591258379999,         // Close time
    "2.13660389",          // Base asset volume
    48,                     // Number of trades
    "119",                  // Taker buy volume
    "1.23424865",          // Taker buy base asset volume
    "0"                     // Ignore.
  ]
]
```

Рис. 4.1 Приклад фінансових даних у форматі JSON

	timestamp	open	high	low	close	volume	trades
156032	6/25/2024 19:55	62028.01	62153.38	61954.07	61975.46	174.88875	5606
156034	6/25/2024 20:00	61975.46	62079.47	61975.46	62040	75.33816	2987
156035	6/25/2024 20:05	62040	62040	61947.55	61947.56	58.41441	2942
156036	6/25/2024 20:10	61947.56	61960	61891.13	61914.69	49.08693	2025
156037	6/25/2024 20:15	61914.69	61987.2	61901.98	61945.99	43.72128	1652
156038	6/25/2024 20:20	61945.99	62053.49	61945.98	62030.01	47.42209	1823
156039	6/25/2024 20:25	62030	62050.54	61980	61989.71	77.23047	2192
156040	6/25/2024 20:30	61989.71	62008	61951.85	62004.8	28.14431	2894
156041	6/25/2024 20:35	62004.8	62040	61984	62024.01	42.23224	2165
156042	6/25/2024 20:40	62024.01	62070	62024	62044.01	27.02466	1587
156043	6/25/2024 20:45	62044.01	62044.01	61923.08	61935.31	74.78068	2281
156044	6/25/2024 20:50	61935.31	61938	61884.05	61887.62	87.35671	2243
156045	6/25/2024 20:55	61887.62	61938	61872.26	61924.01	100.91121	2622
156046	6/25/2024 21:00	61924	61924	61865.73	61877.98	46.81408	2006
156047	6/25/2024 21:05	61877.98	61881.99	61825.47	61837.04	56.51726	2161
156048	6/25/2024 21:10	61837.04	61866	61810	61816	40.61346	2425
156049	6/25/2024 21:15	61815.99	61864	61815.99	61864	17.90527	1385
156050	6/25/2024 21:20	61863.99	61900.02	61863.99	61898.01	19.3687	1812
156051	6/25/2024 21:25	61898.01	61898.01	61878	61896.71	20.22432	1258
156052	6/25/2024 21:30	61896.72	61931.92	61896.71	61904.96	26.21296	1468
156053	6/25/2024 21:35	61904.96	62030	61898	62000.01	56.94623	3143
156054	6/25/2024 21:40	62000	62000	61909.22	61922.37	41.62142	1653
156055	6/25/2024 21:45	61922.37	61922.37	61892.58	61906.66	28.1452	1671
156056	6/25/2024 21:50	61906.66	61906.67	61895.9	61895.91	25.53913	1426
156057	6/25/2024 21:55	61895.9	61916.53	61879.52	61916.53	51.66151	2814
156058	6/25/2024 22:00	61916.53	62047.99	61916.53	62043.66	84.67598	3255
156059	6/25/2024 22:05	62043.65	62102.94	62035.58	62102.94	41.73888	2089
156060	6/25/2024 22:10	62102.94	62106.22	62083.93	62083.94	27.06399	3228
156061	6/25/2024 22:15	62083.94	62158.85	62083.93	62147.99	48.7484	2216
156062	6/25/2024 22:20	62147.99	62162.49	62120	62120.01	64.24625	1894
156063	6/25/2024 22:25	62120.01	62148	62112.22	62147.99	13.65727	1238
156064	6/25/2024 22:30	62148	62154.01	62124	62124.01	28.77765	1208
156065	6/25/2024 22:35	62124.01	62138	62071.36	62071.37	34.08296	2416
156066	6/25/2024 22:40	62071.37	62074	61970	61975.21	58.27238	2661
156067	6/25/2024 22:45	61975.21	61975.21	61920	61920.01	18.36539	1467
156068	6/25/2024 22:50	61920.01	61938	61884.06	61902.97	24.17757	1949

Рис. 4.2 Приклад нормалізованих історичних фінансових даних за вечір 25 червня 2024 року

Особливу увагу слід приділити управлінню лімітами API Binance. Біржа встановлює обмеження на кількість запитів за одиницю часу (rate limits) та максимальну кількість свічок, яку можна отримати за один запит. Для ефективного використання доступних ресурсів необхідно реалізувати механізм контролю швидкості запитів (rate limiting) та чергу запитів з пріоритетами.

Архітектура зберігання даних повинна бути оптимізована для роботи з великими масивами даних. Як зазначалося вище, було використано СУБД ClickHouse. В неї було поміщено дані, вивантажені з біржі Binance.

4.2 Тестування методики AMES

Наступний і заключний етап розробки методу AMES включає всебічну валідацію на отриманих фінансових даних. Тестування проводиться на різних класах активів (криптовалюти, акції) з різними характеристиками волатильності та ринкової динаміки. Особлива увага приділяється порівнянню результатів оцінки за методом AMES з традиційними метриками ефективності.

Для оцінки ефективності різних моделей прогнозування за допомогою вищенаведених методик і валідації нового методу AMES було проведено аналіз на реальних даних для BTC/USD та AAPL за період з 1 січня 2023 по 1 грудня 2024 року (рис. 4.2, 4.3, табл. 4.1). Пара BTC/USD відзначилася високою волатильністю, що було виражено в зміні ціни з \$16,537 до \$42,894 (+159%). В свою чергу AAPL був помірно волатильним: ціна змінилася з \$129.62 до \$193.18 (+49%).

Показники моделей прогнозування для BTC/USD:

ARIMA: $R^2=0.724$, MAE=0.089, MSE=0.012, **AMES**=0.681

LSTM: $R^2=0.853$, MAE=0.065, MSE=0.008, **AMES**=0.812

RNN: $R^2=0.791$, MAE=0.078, MSE=0.010, **AMES**=0.752

Показники моделей прогнозування для AAPL:

ARIMA: $R^2=0.762$, MAE=0.056, MSE=0.007, **AMES**=0.712

LSTM: $R^2=0.891$, MAE=0.041, MSE=0.004, **AMES**=0.851

RNN: $R^2=0.824$, MAE=0.048, MSE=0.005, AMES=0.783

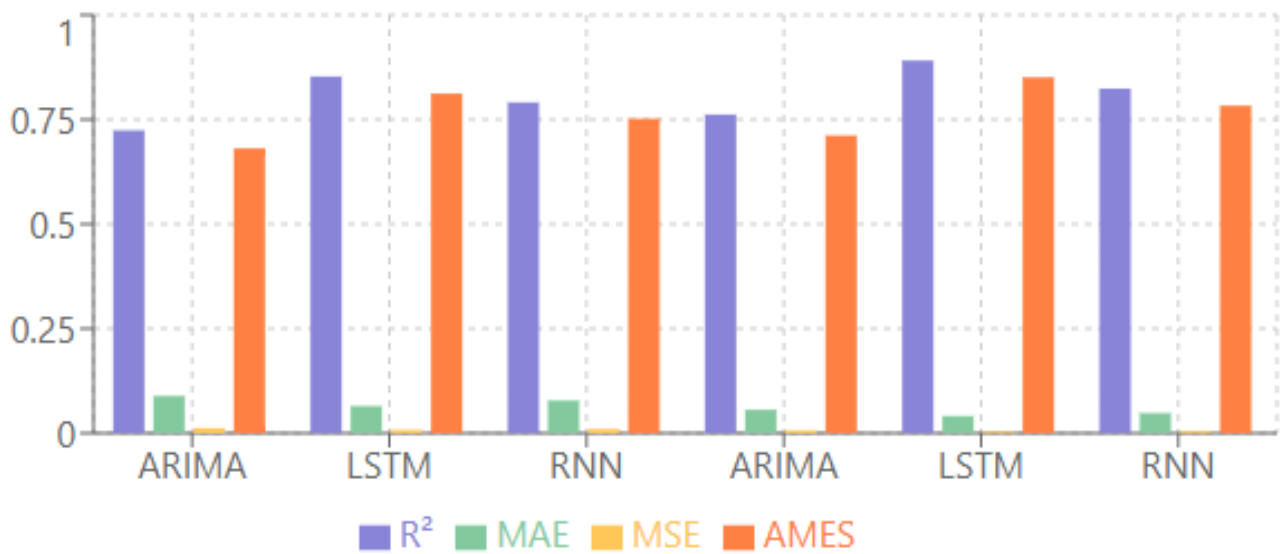


Рис. 4.2 Порівняння методик оцінки моделей прогнозування

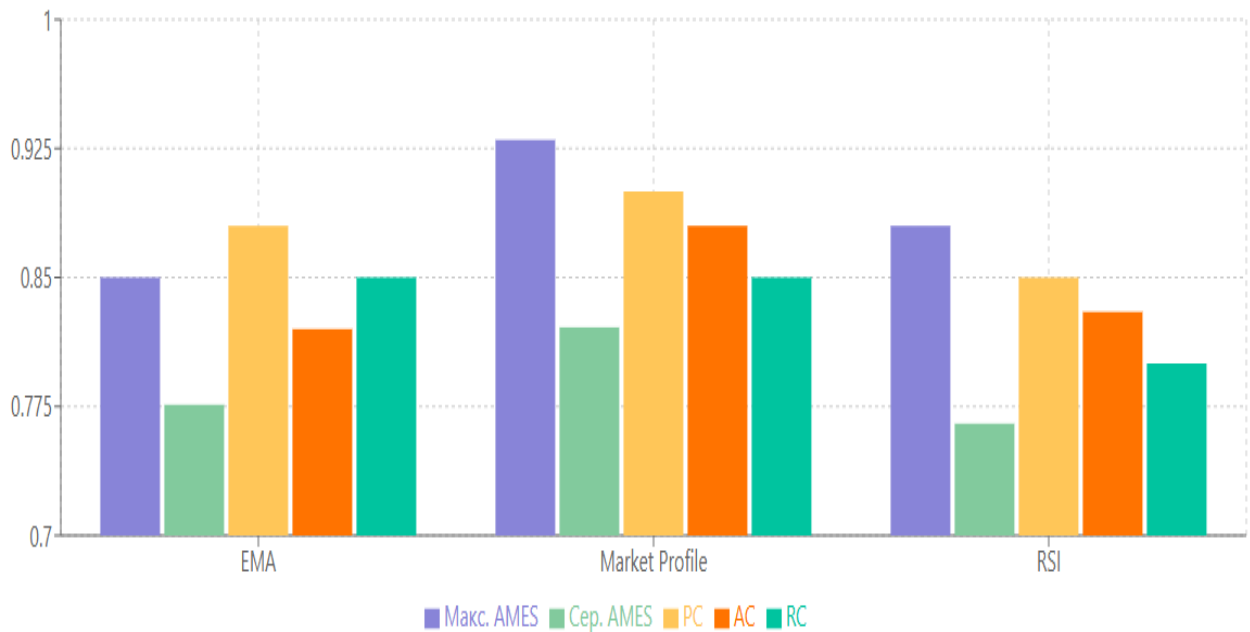


Рис. 4.3 Порівняння результатів AMES і компонент для різних інструментів прогнозування

Таблиця 4.1

Результати тестування моделей прогнозування

Модель	Актив	R^2	MAE	MSE	AMES
ARIMA	BTC	0.724	0.089	0.012	0.681
LSTM	BTC	0.853	0.065	0.008	0.812
RNN	BTC	0.791	0.078	0.010	0.752
ARIMA	AAPL	0.762	0.056	0.007	0.712
LSTM	AAPL	0.891	0.041	0.004	0.851
RNN	AAPL	0.824	0.048	0.005	0.783

Результати тестування різних моделей прогнозування для двох активів (табл. 4.1) - BTC (Bitcoin) та AAPL (Apple Inc.) допозуть побачити порівняльний аналіз, який здійснювався між трьома методами прогнозування: ARIMA та моделями штучного інтелекту LSTM та RNN з оцінкою їхньої ефективності за допомогою метрик R^2 , MAE, MSE та новою методикою AMES .

При детальному розгляді результатів можна спостерігати, що для обох активів метод LSTM демонструє найвищі показники ефективності. Зокрема, для BTC модель LSTM досягла $R^2 = 0.853$, що свідчить про кращу прогнозну здатність моделі порівняно з ARIMA ($R^2 = 0.724$) та RNN ($R^2 = 0.791$). Аналогічна тенденція спостерігається і для AAPL, де LSTM показує $R^2 = 0.891$. Для BTC значення AMES при використанні LSTM становить 0.812, що помітно перевищує результати ARIMA (0.681) та RNN (0.752). Подібна картина спостерігається і для AAPL, де LSTM досягає $AMES = 0.851$, що є найвищим показником серед усіх методів.

Метод дозволяє інтегрувати різні аспекти прогнозування через свої компоненти (PC, AC, RC), що робить можливим додавання нових компонент, які будуть враховувати інші необхідні для аналізу фактори. Адаптивність методу до ринкових змін робить його значно ефективнішим для аналізу високоволатильних

активів, таких як криптовалюти, а врахування компоненти ризику в загальній оцінці дозволяє приймати більш зважені інвестиційні рішення. У подальшому метод AMES може бути розширений для аналізу більш складних фінансових інструментів та ринкових ситуацій, а також інтегрований у системи торгівлі.

ВИСНОВКИ

Досліджено існуючі методики оцінки ефективності інструментів аналізу фінансових ринків, такі як R^2 , MSE, MAE, Precision, Recall та F1-score та проведено порівняльну характеристику відносно нового методу AMES. Виявлено, що жодна з методик, окрім AMES, не враховує здатність адаптації до змін на ринку і керування ризиками.

Розроблено нову методику оцінки ефективності моделей аналізу Adaptive Market Efficiency Score (AMES), яка, на відміну від своїх аналогів, враховує рівень адаптивності та ризики моделі, що аналізується і має можливість гнучкого налаштування через використання вагів компонент розрахунку для адаптації не лише під зміну ринкових умов, але й під різні інструменти аналізу.

Підвищено рівень аналізу успішності інструментів аналізу завдяки розробці нового методу AMES шляхом додавання двох компонент: адаптивності та ризику. Врахування здатності адаптації до різкої зміни ринкових умов і ризикованості використання моделі прогнозування дозволили виявити найбільш ефективний інструмент, Market Profile, для роботи на фінансових ринках, який випереджає аналоги в середньому на 10%.

Результати дослідження апробовано та опубліковано у наступних статті та тезах:

1. Скидан П.В., Замрій І.В. Методика оцінки ефективності моделей прогнозування поведінки фінансових ринків. Сучасний захист інформації. 2025 р. (подано до друку)

2. Скидан П.В., Замрій І.В. Підвищення ефективності торгівлі на фінансових ринках за допомогою платформи віртуальних змагань. Всеукраїнська науково-технічна конференція «Застосування програмного забезпечення в інформаційно-комунікаційних технологіях», 24 квітня 2024 року, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій. Збірник тез. К.: ДУІКТ, 2024. с. 190-191.

3. Скидан П.В., Замрій І.В. Врахування ризиків та адаптивності при визначенні ефективності моделі прогнозування поведінки фінансових ринків. Всеукраїнська науково-технічна конференція «Виклики та рішення в програмній інженерії», 26 листопада 2024 року, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій. Збірник тез. – К.: ДУІКТ, 2024 року, с. 56.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Machmuddah Z., Suhartono E. Stock market reaction to COVID-19: evidence in customer goods sector with the implication for open innovation. *MDPI*. URL: <https://www.mdpi.com/2199-8531/6/4/99> (date of access: 20.12.2024).
2. Nabipour M., Nayyeri P. Predicting stock market trends using machine learning and deep learning algorithms via continuous and binary data; a comparative analysis. *IEEE Xplore*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9165760?denied=> (date of access: 19.12.2024).
3. Juan B., Katherine J. Evaluation of the effect of investor psychology on an artificial stock market through its degree of efficiency. *SciELO - Scientific Electronic Library Online*. URL: https://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0186-10422017000401345&script=sci_arttext&tlng=en (date of access: 21.12.2024).
4. Пузирьова П. Засади використання штучного інтелекту в інвестиційно-фінансовій сфері. *Міжнародна наукова конференція «Управління бізнес-процесами та технологічними інноваціями в сучасних умовах та в післявоєнний період»*, 10 жовтня 2023 р., Київ, Національний транспортний університет. Збірник тез. С. 136.
5. Godinho P., Sebastião H. Forecasting and trading cryptocurrencies with machine learning under changing market conditions - Financial Innovation. *SpringerOpen*. URL: <https://jfin-swufe.springeropen.com/articles/10.1186/s40854-020-00217-x> (date of access: 18.12.2024).
6. Москаленко В. Аналіз проблеми прогнозування трендів криптовалютного ринку та сучасні підходи до її вирішення. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ»*. 2021. № 1. С. 41.
7. Дудченко А., Данило Г. Автоматизація торгівлі на валютній біржі. *Всеукраїнська науково-практична інтернет конференція «Перспективні*

напрямки інформаційних і комп'ютерних систем та мереж, комп'ютерно-інтегровані технології у промисловості, телекомунікаціях, енергетиці та транспорті» 13 листопада 2019 р., Кропивницький, Центральноукраїнський національний технічний університет, С. 9.

8. Сергієнко Т. Big data у фінансовому секторі: прогнозування ризиків та тенденцій. *Наукові інновації та передові технології*. 2024. № 8. С. 963.

9. Кветний Р., Ткачик Д. Використання економетричних моделей для прогнозування фінансових показників. *Головна - Репозитарій Вінницького Національного Технічного Університету*.

URL: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/38480/17505.pdf?sequence=3&isAllowed=y> (дата звернення: 22.12.2024).

10. Клівець Є. Прогнозування значень часового ряду за допомогою моделі arima. *Матеріали XXII наукової конференції молодих вчених*, м. Одеса, 23–31 трав. 2023 р. Одеса, 2023. С. 93.

11. Stentoft L., Simonato J.-G. Which pricing approach for options under GARCH with non-normal innovations? *DeGroote School of Business | McMaster University | Hamilton*.

URL: <https://www.degroote.mcmaster.ca/files/2015/11/SimonatoStentoft.pdf> (date of access: 17.12.2024).

12. Федейко Ю., Жиров О. Прогнозування динаміки базового активу за допомогою ARIMA-GARCH моделі. *Міжнародний науковий журнал «Грааль науки»*. № 10. С. 281.

13. Choi W., Heo S. A comparative study of automated machine learning platforms for exercise anthropometry-based typology analysis: performance evaluation of AWS SageMaker, GCP VertexAI, and MS Azure. *MDPI*. URL: <https://www.mdpi.com/2306-5354/10/8/891> (date of access: 17.12.2024).

14. Kronvang B., Windolf J. A novel machine learning national model for diffuse source total phosphorus concentrations in streams. *CO Meeting Organizer*.

URL: <https://meetingorganizer.copernicus.org/EGU23/EGU23-2206.html> (date of access: 17.12.2024).

15. Batt S., Grealis T. Learning Tableau: a data visualization tool. *The journal of economic education*. 2020. No. 51. P. 322.
16. Baruti R. Learning Alteryx: A beginner's guide to using Alteryx for self-service analytics and business intelligence. Birmingham: Packt Publishing Ltd, 2017. 228 p.
17. The prediction of precious metal prices via artificial neural network by using rapidminer. *The journal of operations research, statistics, econometrics and management information systems*. 2017. No. 5. P. 49.
18. Khan S., Dilshad S. Stock market prediction based on statistical data using machine learning algorithms. *Journal of king saud university - science*. 2022. No. 4.
19. Abdallah S., Shwede F. A COVID-19 quality prediction model based on IBM watson machine learning and artificial intelligence experiment. *Computer integrated manufacturing systems*. 2022. No. 11.
20. Endri E. Dupont analysis for the financial performance of trading, service & investment companies in indonesia. *International journal of innovative science and research technology*. 2020. No. 4.
21. Choi J. Maximum drawdown, recovery, and momentum. *Journal of risk and financial management*. 2021. No. 11.
22. Kumar S. Exploratory review of esg factor attribution to the portfolio return in fama-french factor model framework. *Academy of marketing studies journal*. 2023. No. 3.
23. Benali M., El Bouhadi A. Pricing ability of carhart four-factor and fama–french three-factor models: empirical evidence from morocco. *MDPI*. URL: <https://www.mdpi.com/2227-7072/11/1/20> (date of access: 21.12.2024).
24. Швець Р., Юшкалюк А. VaR як основний метод розрахунку величини інтегрального фінансового ризику банківських установ. *Економіка та суспільство*. 2017. № 9. С. 1092.
25. Murgia M., Pinna A. The impact of large orders in electronic markets. *International review of economics & finance*. 2019. No. 59.

26. Zhou L., Qin K. High-Frequency trading on decentralized on-chain exchanges. *IEEE Xplore*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9519421> (date of access: 18.12.2024).
27. Трубочева К. Д. Використання коефіцієнтів Шарпа та Сортіно в оцінюванні управління інвестиційним портфелем. URL: https://www.economy-confer.com.ua/data/downloads/file_1521658041.pdf#page=92 (дата звернення: 19.12.2024).
28. Дрінь С., Сердюк Ф. Моделювання очікуваних кредитних збитків. URL: <https://ekmair.ukma.edu.ua/server/api/core/bitstreams/efe38f1e-45e5-400e-8523-fb61641a13e0/content> (дата звернення: 24.12.2024).
29. Wang W., Lu Y. Analysis of the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE) in assessing rounding model. *IOP conference series: materials science and engineering*. 2018. No. 324. P. 2.
30. Chicco D., Warrens M., Giuseppe J. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PubMed*. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34307865/> (date of access: 24.12.2024).

ДОДАТОК А. ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація)



ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-
КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ



КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Магістерська робота

МЕТОДИКА ВИЯВЛЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ІНСТРУМЕНТІВ НА ФІНАНСОВОМУ РИНКУ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ПРОГНОЗІВ ТА РОЗМІРУ ПРИБУТКУ

Виконав: студент групи ПДМ-61 Скидан Павло Валерійович

Керівник: д.т.н., доц., завідувач кафедри ПІЗ Замрій Ірина Вікторівна

Київ - 2025

МЕТА, ОБ'ЄКТ ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Мета роботи: покращення аналізу ефективності моделей прогнозування фінансових ринків шляхом врахування успішності прогнозу, розміру отриманого прибутку та ризиків.

Об'єкт дослідження: операції на фінансових ринках.

Предмет дослідження: методи оцінки ефективності фінансових операцій на фінансових ринках.

ПОРІВНЯННЯ МЕТОДИК АНАЛІЗУ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ

Методика	Інтерпретація	Робота з аномаліями	Адаптивність	Чутливість до даних	Врахування ризиків	Універсальність
R ²	+	-	-	+	-	-
MSE	-	-	-	-	-	+
MAE	+	+	-	+	-	+
Precision	+	-	-	-	-	-
Recall	+	+	-	-	-	-
F1-score	-	+	-	-	-	+
AMES	+	+	+	-	+	+

3

ПРИНЦИП РОБОТИ ТА ОБЧИСЛЕННЯ МЕТРИКИ R²

Принцип роботи:

1. Вимірювання відхилення ціни від середнього арифметичного значення
2. Порівняння помилки прогнозування з відхиленнями від середнього значення
3. Нормалізація результату, шкала [0-1]

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

де

y_i — фактичні значення ціни,

$\hat{y}_i$ — прогнозовані значення ціни,

$\bar{y}$ — середнє значення фактичних даних ціни за період, що аналізується.

$R^2 = 1$ — ідеальний прогноз.

$R^2 = 0$ — абсолютно провальний прогноз.

4

ПРИНЦИП РОБОТИ ТА ОБЧИСЛЕННЯ МЕТРИК MEAN SQUARED ERROR, MEAN ABSOLUTE ERROR

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|^2$$

Принцип роботи:

1. Вимірювання квадрату різниці між прогнізним і фактичним значенням
2. Усереднення значень квадрату різниць
3. Розраховані значення зворотно-пропорційні ефективності моделі

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Принцип роботи:

1. Вимірювання різниці між прогнізним і фактичним значенням
2. Усереднення абсолютних значень різниць
3. Розраховані значення зворотно-пропорційні ефективності моделі

5

ПРИНЦИП РОБОТИ ТА ОБЧИСЛЕННЯ МЕТРИКИ ADAPTIVE MARKET EFFICIENCY SCORE (AMES)

Принцип роботи:

1. Визначення компоненти прогнозування PC (Prediction Component)
2. Визначення компоненти адаптивності AC (Adaptivity Component)
3. Визначення компоненти ризику RC (Risk Component)

Компонента прогнозування PC.

$$PC = 1 - \frac{MSE}{R}$$

де

MSE – середня квадратична помилка прогнозу,

R – діапазон цін за період аналізу.

Для визначення **компоненти адаптивності AC** необхідно розрахувати зміну помилки між періодами.

$$\Delta RMSE = RMSE_t - RMSE_{t-1}$$

де

$RMSE_t$ — помилка в поточному періоді,

$RMSE_{t-1}$ — помилка в попередньому періоді.

Також необхідно обрати стандартне, еталонне значення помилки. Це може бути значення за певний стабільний період або середнє значення моделі за декілька періодів однієї і тієї ж частини циклу ринку, наприклад консолідацій, чи однонаправлених трендів.

$$AC = 1 - \frac{\Delta RMSE}{N}$$

де

N – $\Delta RMSE$ в еталонному періоді.

6

ПРИНЦИП РОБОТИ ТА ОБЧИСЛЕННЯ МЕТРИКИ ADAPTIVE MARKET EFFICIENCY SCORE (AMES)

Для того, щоб визначити компоненту ризику RC , необхідно взяти метрику Value at Risk, що означає максимальні потенційні збитки. Цей показник розраховується через вибірку значень історичних збитків, що не перевищують заданий рівень довіри.

$$RC = 1 - \frac{R_{\alpha}}{R_{max}}$$

де

R_{α} – VaR, максимальні збитки для заданого рівня довіри α ,

R_{max} – максимальні можливі збитки.

Рівень довіри α – це значення у відсотках, яке означає частину від діапазону історично можливих збитків, яка із ймовірністю α не буде перевищена.

7

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ МЕТОДУ ADAPTIVE MARKET EFFICIENCY SCORE (AMES)

Формула AMES:

$$AMES = w_1 PC + w_2 AC - w_3 RC$$

де

w_1, w_2, w_3 — ваги, що відповідають важливості кожної з компонент і можуть бути налаштовані залежно від конкретних необхідних умов.

Значення AMES

[0.9 - 1] – максимальний рівень, що характеризується виключною ефективністю і надійністю інструменту завдяки низьким показникам ризиків та високою точністю прогнозів і адаптивністю до ринкових змін.

[0.8 - 0.89] – високий рівень, який має стабільну точність прогнозів, надійний контроль ризиків та прийнятний рівень адаптивності.

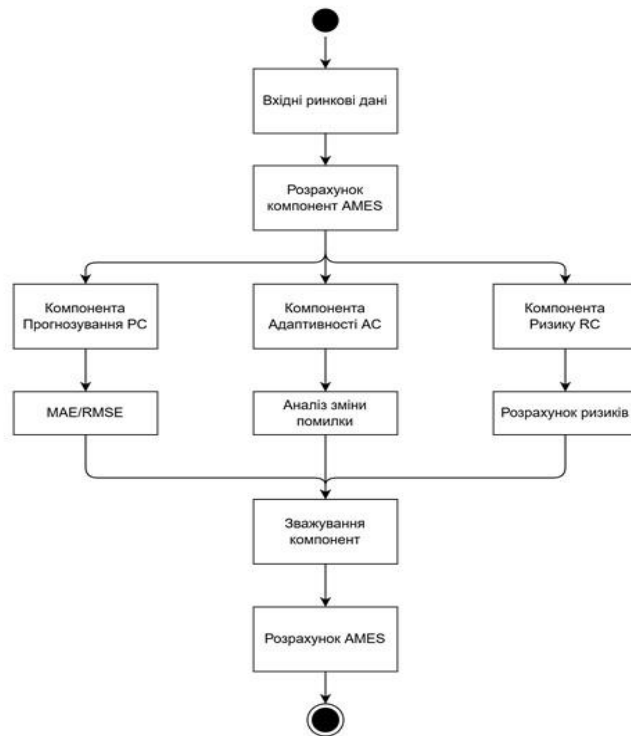
[0.7 - 0.79] – середній рівень, прийнятна ефективність, що полягає у помірній точності прогнозів і контролі ризиків такого ж рівня.

[0.6 - 0.69] – низький рівень, низька ефективність, яка виражена в слабкій точності та підвищених ризиках. Рекомендовано використовувати в поєднанні з більш ефективною моделлю.

[0 - 0.59] – критичний рівень. Використання інструменту аналізу ринку не рекомендовано.

8

БЛОК-СХЕМА РОБОТИ МЕТОДУ AMES



9

РЕЗУЛЬТАТИ ВИПРОБУВАННЯ МЕТОДИКИ AMES

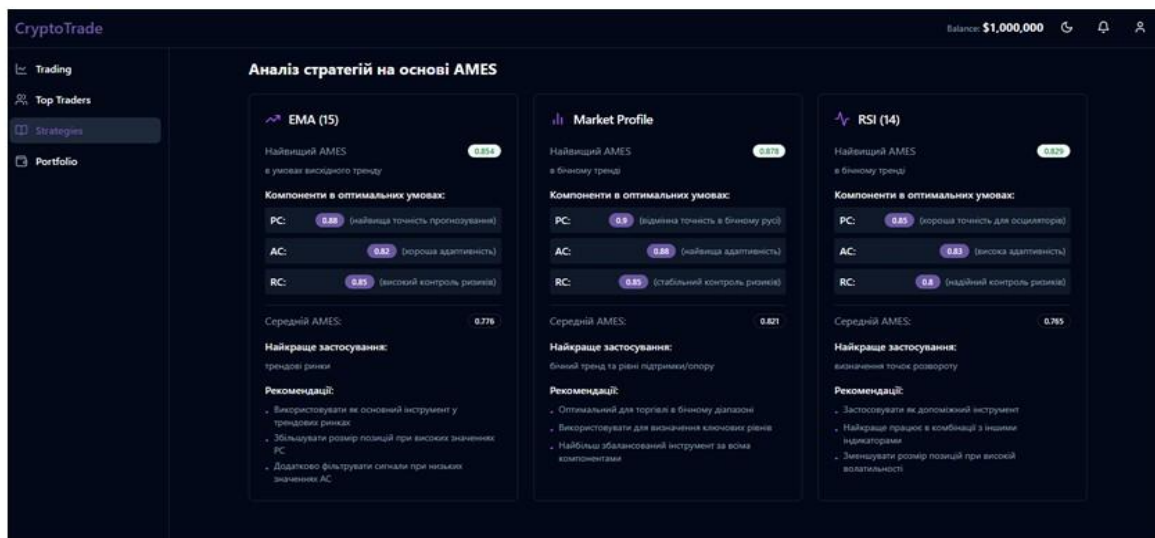
Порівняльний аналіз інструментів прогнозування



На діаграмі зображено порівняльний аналіз популярних інструментів прогнозування, таких як Exponential Moving Average (EMA), профіль ринку (Market Profile) та Relative Strength Index (RSI). Було виявлено, що найкращі показники ризиків RC надали інструменти EMA та профіль ринку, а найвищі показники серед всіх метрик і представлених методів аналізу ринку, враховуючи і саме значення AMES, видав профіль ринку (**Market Profile**).

10

ПРАКТИЧНИЙ РЕЗУЛЬТАТ. ІНФОРМАЦІЙНА ПАНЕЛЬ AMES



11

ВИСНОВКИ

1. Досліджено існуючі методики оцінки ефективності інструментів аналізу фінансових ринків, такі як R^2 , MSE, MAE, Precision, Recall та F1-score та проведено порівняльну характеристику відносно нового методу AMES. Виявлено, що жодна з методик, окрім AMES, не враховує здатність адаптації до змін на ринку і керування ризиками.
2. Розроблено нову методику оцінки ефективності моделей аналізу Adaptive Market Efficiency Score (AMES), яка, на відміну від своїх аналогів, враховує рівень адаптивності та ризики моделі, що аналізується і має можливість гнучкого налаштування через використання вагів компонент розрахунку для адаптації не лише під зміну ринкових умов, але й під різні інструменти аналізу.
3. Підвищено рівень аналізу успішності інструментів аналізу завдяки розробці нового методу AMES шляхом додавання двох компонент: адаптивності та ризику. Врахування здатності адаптації до різкої зміни ринкових умов і ризикованості використання моделі прогнозування дозволили виявити найбільш ефективний інструмент, Market Profile, для роботи на фінансових ринках, який випереджає аналоги в середньому на 10%.

12

ПУБЛІКАЦІЇ ТА АПРОБАЦІЯ РОБОТИ

Тези:

Скидан П.В., Замрій І.В. Підвищення ефективності торгівлі на фінансових ринках за допомогою платформи віртуальних змагань. Всеукраїнська науково-технічна конференція «Застосування програмного забезпечення в інформаційно-комунікаційних технологіях», 24 квітня 2024 року, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій. Збірник тез. К.: ДУІКТ, 2024. С. 190-191.

Скидан П.В., Замрій І.В. Врахування ризиків та адаптивності при визначенні ефективності моделі прогнозування поведінки фінансових ринків. Всеукраїнська науково-технічна конференція «Виклики та рішення в програмній інженерії», 26 листопада 2024 року, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій. Збірник тез. – К.: ДУІКТ, 2024 року, с. 56.

13

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

14

ДОДАТОК Б. ЛІСТИНГИ ПРОГРАМНИХ МОДУЛІВ

```
import { useEffect, useRef, memo } from 'react';
import { create } from 'zustand';

interface TradingViewStore {
  currentSymbol: string;
  currentPrice: number;
  setSymbol: (symbol: string) => void;
  setPrice: (price: number) => void;
}

export const useTradingViewStore = create<TradingViewStore>((set) => ({
  currentSymbol: 'BINANCE:BTCUSDT',
  currentPrice: 0,
  setSymbol: (symbol) => set({ currentSymbol: symbol }),
  setPrice: (price) => set({ currentPrice: price }),
})));

declare global {
  interface Window {
    TradingView: any;
  }
}

function formatSymbol(symbol: string): string {
  return symbol.includes(':') ? symbol : `BINANCE:${symbol}USDT`;
}

const TradingViewWidget = () => {
  const container = useRef<HTMLDivElement>(null);
  const wsRef = useRef<WebSocket | null>(null);
  const { setSymbol, setPrice } = useTradingViewStore();

  const setupWebSocket = (symbol: string) => {
    if (wsRef.current?.readyState === WebSocket.OPEN) {
      wsRef.current.close();
    }

    const cleanSymbol = symbol.toLowerCase()
      .replace('binance:', '')
      .replace('usdt', '');

    wsRef.current = new WebSocket(`wss://stream.binance.com:9443/ws`);

    wsRef.current.onopen = () => {
      if (wsRef.current) {
        const subscribeMessage = {
          method: 'SUBSCRIBE',

```

```

        params: [`${cleanSymbol}usdt@trade`],
        id: 1
    });
    wsRef.current.send(JSON.stringify(subscribeMessage));
}
};

wsRef.current.onmessage = (event) => {
    try {
        const data = JSON.parse(event.data);
        if (data.e === 'trade' && data.p) {
            setPrice(parseFloat(data.p));
        }
    } catch (error) {
        console.error('Error parsing WebSocket message:', error);
    }
};

wsRef.current.onerror = (error) => {
    console.error('WebSocket error:', error);
};
};

useEffect(() => {
    const script = document.createElement("script");
    script.src = "https://s3.tradingview.com/tv.js";
    script.type = "text/javascript";
    script.async = true;

    script.onload = () => {
        if (container.current && window.TradingView) {
            new window.TradingView.widget({
                autosize: false,
                symbol: "BINANCE:BTCUSDT",
                interval: "D",
                timezone: "Etc/UTC",
                theme: "dark",
                style: "1",
                locale: "en",
                enable_publishing: false,
                allow_symbol_change: true,
                container_id: container.current.id,
                hide_top_toolbar: true,
                hide_side_toolbar: false,
                studies: [
                    "MASimple@tv-basicstudies",
                    "RSI@tv-basicstudies",
                    "MACD@tv-basicstudies"
                ],
            });
        }
    };
});

```

```

        overrides: {
            "mainSeriesProperties.showPriceLine": true,
        },
        width: "100%",
        height: 800,
        onSymbolChange: (symbolData: { symbol: string }) => {
            const formattedSymbol = formatSymbol(symbolData.symbol);
            setSymbol(formattedSymbol);
            setupWebSocket(formattedSymbol);
        },
        loading_screen: { backgroundColor: "#131722" },
    });

    setupWebSocket("BTCUSDT");
}
};

container.current?.appendChild(script);

return () => {
    if (wsRef.current?.readyState === WebSocket.OPEN) {
        wsRef.current.close();
    }
    if (script.parentNode) {
        script.parentNode.removeChild(script);
    }
};
}, [setSymbol, setPrice]);

return (
    <div className="tradingview-widget-container h-[800px] w-full">
        <div id="tradingview_widget" ref={container} className="h-full w-full" />
    </div>
);
};

export default memo(TradingViewWidget);

```

```

import { Card, CardContent } from "@components/ui/card";
import { Button } from "@components/ui/button";
import { Order } from "@types/trading";
import { useTradingViewStore } from "@components/Chart/TradingViewWidget";

interface ActiveOrdersProps {

```

```

orders: Order[];
onClosePosition: (orderId: string) => void;
}

const ActiveOrders = ({ orders, onClosePosition }: ActiveOrdersProps) => {
  const { currentPrice, currentSymbol } = useTradingViewStore();

  const calculatePnL = (order: Order) => {
    if (order.type === "long") {
      return (currentPrice - order.price) * order.amount;
    }
    return (order.price - currentPrice) * order.amount;
  };

  // Format the symbol for display (e.g., "BINANCE:BTCUSDT" -> "BTC/USDT")
  const formatDisplaySymbol = (symbol: string) => {
    const cleanSymbol = symbol.replace('BINANCE:', '');
    const base = cleanSymbol.replace('USDT', '');
    return `${base}/USDT`;
  };

  return (
    <div className="space-y-4">
      <div className="flex items-center justify-between">
        <h3 className="text-lg font-semibold text-foreground">Active Orders</h3>
        <div className="flex items-center space-x-2">
          <span className="text-sm text-muted-foreground">Current Market:</span>
          <span className="px-2 py-1 bg-secondary rounded-md font-medium text-secondary-foreground">
            {formatDisplaySymbol(currentSymbol)}
          </span>
        </div>
      </div>

      {orders.filter(order => order.status === "open").map((order) => {
        const currentPnL = calculatePnL(order);
        const isProfitable = currentPnL > 0;

        return (
          <Card key={order.id} className="animate-fade-in bg-background">
            <CardContent className="pt-6">
              <div className="grid grid-cols-2 md:grid-cols-4 gap-4">
                <div>
                  <p className="text-sm text-muted-foreground">Position</p>
                  <div className="flex items-center space-x-2">
                    <span className={`inline-block w-2 h-2 rounded-full ${
                      order.type === "long" ? "bg-green-500" : "bg-red-500"
                    }`} ></span>
                    <p className={`font-medium ${

```

```

        order.type === "long" ? "text-green-500" : "text-red-500"
      }`}>
      {order.type.toUpperCase()}
    </p>
  </div>
</div>
<div>
  <p className="text-sm text-muted-foreground">Current Price</p>
  <p className="font-medium text-foreground animate-pulse">
    ${currentPrice.toFixed(2)}
  </p>
</div>
<div>
  <p className="text-sm text-muted-foreground">Entry Price</p>
  <p className="font-medium text-
foreground">${order.price.toFixed(2)}</p>
</div>
<div>
  <p className="text-sm text-muted-foreground">Real-time P&L</p>
  <p className={`font-medium ${
    isProfitable ? "text-green-500" : "text-red-500"
  }`}>
    ${currentPnL.toFixed(2)}
  </p>
</div>
<div>
  <p className="text-sm text-muted-foreground">Amount</p>
  <p className="font-medium text-foreground">
    {order.amount} {formatDisplaySymbol(currentSymbol).split('/')[0]}
  </p>
</div>
</div>
<Button
  variant="outline"
  className="mt-4 w-full sm:w-auto"
  onClick={() => onClosePosition(order.id)}
>
  Close Position
</Button>
</CardContent>
</Card>
);
}}
</div>
);
};

export default ActiveOrders;
import { TrendingUp, Users } from "lucide-react";

```

```

interface StrategyCardProps {
  title: string;
  description: string;
  winRate: number;
  followers: number;
  profit: string;
}

const StrategyCard = ({ title, description, winRate, followers, profit }:
StrategyCardProps) => {
  return (
    <div className="bg-white rounded-lg shadow-sm p-4 hover:shadow-md transition-
shadow">
      <div className="flex justify-between items-start mb-3">
        <h3 className="font-semibold text-lg">{title}</h3>
        <span className="text-green-500 font-medium">{profit}</span>
      </div>
      <p className="text-gray-600 text-sm mb-4">{description}</p>
      <div className="flex items-center justify-between text-sm text-gray-500">
        <div className="flex items-center space-x-2">
          <TrendingUp className="w-4 h-4" />
          <span>Win Rate: {winRate}%</span>
        </div>
        <div className="flex items-center space-x-2">
          <Users className="w-4 h-4" />
          <span>{followers} followers</span>
        </div>
      </div>
    </div>
  );
};

export default StrategyCard;

```

```

import { useState } from "react";
import { Card, CardContent, CardHeader, CardTitle } from "@components/ui/card";
import { Input } from "@components/ui/input";
import { Button } from "@components/ui/button";
import { Dialog, DialogContent, DialogHeader, DialogTitle } from
"@components/ui/dialog";
import { toast } from "sonner";
import { useBalance } from "@hooks/useBalance";
import { useTradingViewStore } from "@components/Chart/TradingViewWidget";

```

```

import OrderButtons from "../OrderButtons";
import ActiveOrders from "../ActiveOrders";
import { Order } from "@types/trading";

// Helper function to manage localStorage operations
const saveOrdersToStorage = (orders: Order[]) => {
  localStorage.setItem('orders', JSON.stringify(orders));
};

const OrderPlacement = () => {
  const [orders, setOrders] = useState<Order[]>(() => {
    // Initialize orders from localStorage if available
    const stored = localStorage.getItem('orders');
    return stored ? JSON.parse(stored) : [];
  });
  const [amount, setAmount] = useState("");
  const [showConfirm, setShowConfirm] = useState(false);
  const [orderType, setOrderType] = useState<"long" | "short">("long");
  const { balance, updateBalance } = useBalance();
  const { currentSymbol, currentPrice } = useTradingViewStore();

  const handleSubmit = (e: React.FormEvent) => {
    e.preventDefault();
    const orderTotal = Number(amount) * currentPrice;

    if (orderTotal > balance) {
      toast.error("Insufficient balance for this order");
      return;
    }

    const order: Order = {
      id: Date.now().toString(),
      type: orderType,
      pair: currentSymbol,
      price: currentPrice,
      amount: Number(amount),
      total: orderTotal,
      status: "open",
      pnl: 0,
      date: new Date().toISOString(),
    };

    const newOrders = [order, ...orders];
    setOrders(newOrders);
    saveOrdersToStorage(newOrders);
    updateBalance(balance - orderTotal);
    setAmount("");
    setShowConfirm(false);
    toast.success("Order placed successfully");
  };

```

```

});

const closePosition = (orderId: string) => {
  const orderIndex = orders.findIndex(o => o.id === orderId);
  if (orderIndex === -1) return;

  const order = orders[orderIndex];
  const finalPnL = order.type === "long"
    ? (currentPrice - order.price) * order.amount
    : (order.price - currentPrice) * order.amount;

  const updatedOrders = [...orders];
  updatedOrders[orderIndex] = {
    ...order,
    status: "closed",
    pnl: finalPnL
  };

  setOrders(updatedOrders);
  saveOrdersToStorage(updatedOrders); // Save to localStorage when closing position
  updateBalance(balance + finalPnL + order.total);
  toast.success(`Position closed with P&L: ${finalPnL.toFixed(2)}`);
};

return (
  <div className="space-y-6">
    <Card>
      <CardHeader>
        <CardTitle className="flex justify-between items-center">
          <span>Place Order</span>
          <span className="text-lg md:hidden">Balance:
${balance.toLocaleString()}</span>
        </CardTitle>
      </CardHeader>
      <CardContent>
        <form onSubmit={e => { e.preventDefault(); setShowConfirm(true); }}
className="space-y-4">
          <OrderButtons orderType={orderType} setOrderType={setOrderType} />
          <Input
            type="number"
            placeholder="Amount"
            value={amount}
            onChange={e => setAmount(e.target.value)}
            required
            className="w-full"
          />
          <Button type="submit" className="w-full">
            Place {orderType.toUpperCase()} Order
          </Button>
        </form>
      </CardContent>
    </Card>
  </div>
);

```

```

        </form>
      </CardContent>
    </Card>

    <Dialog open={showConfirm} onOpenChange={setShowConfirm}>
      <DialogContent>
        <DialogHeader>
          <DialogTitle>Confirm Order</DialogTitle>
        </DialogHeader>
        <div className="space-y-4">
          <div className="grid grid-cols-2 gap-4">
            <p className="text-sm text-muted-foreground">Type</p>
            <p className="text-sm font-medium">{orderType.toUpperCase()}</p>
            <p className="text-sm text-muted-foreground">Amount</p>
            <p className="text-sm font-medium">{amount}
{currentSymbol.split(":")[1].replace("USDT", "")}</p>
            <p className="text-sm text-muted-foreground">Current Price</p>
            <p className="text-sm font-medium">${currentPrice.toFixed(2)}</p>
            <p className="text-sm text-muted-foreground">Total</p>
            <p className="text-sm font-medium">
              ${(Number(amount) * currentPrice).toFixed(2)}
            </p>
          </div>
          <div className="flex justify-end space-x-2">
            <Button variant="outline" onClick={() => setShowConfirm(false)}>
              Cancel
            </Button>
            <Button onClick={handleSubmit}>Confirm Order</Button>
          </div>
        </div>
      </DialogContent>
    </Dialog>

    <ActiveOrders
      orders={orders.filter(o => o.status === "open")}
      onClosePosition={closePosition}
    />
  </div>
);
};

export default OrderPlacement;

```

```

import { Button } from "@/components/ui/button";

interface OrderButtonsProps {
  orderType: "long" | "short";

```

```

    setOrderType: (type: "long" | "short") => void;
  }

const OrderButtons = ({ orderType, setOrderType }: OrderButtonsProps) => {
  return (
    <div className="flex gap-2">
      <Button
        type="button"
        variant={orderType === "long" ? "default" : "outline"}
        className={`flex-1 ${
          orderType === "long" ? "bg-green-500 hover:bg-green-600" : ""
        }`}
        onClick={() => setOrderType("long")}
      >
        Long
      </Button>
      <Button
        type="button"
        variant={orderType === "short" ? "destructive" : "outline"}
        className={`flex-1 ${
          orderType === "short" ? "bg-red-500 hover:bg-red-600" : ""
        }`}
        onClick={() => setOrderType("short")}
      >
        Short
      </Button>
    </div>
  );
};

export default OrderButtons;
import { useState } from "react";
import { Card, CardContent, CardHeader, CardTitle } from "@components/ui/card";
import { Input } from "@components/ui/input";
import { Button } from "@components/ui/button";
import { Dialog, DialogContent, DialogHeader, DialogTitle } from
"@components/ui/dialog";
import { toast } from "sonner";
import { useBalance } from "@hooks/useBalance";
import { useTradingViewStore } from "@components/Chart/TradingViewWidget";
import OrderButtons from "./OrderButtons";
import ActiveOrders from "./ActiveOrders";
import { Order } from "@types/trading";

// Helper function to manage localStorage operations
const saveOrdersToStorage = (orders: Order[]) => {
  localStorage.setItem('orders', JSON.stringify(orders));
};

```

```

const OrderPlacement = () => {
  const [orders, setOrders] = useState<Order[]>(() => {
    // Initialize orders from localStorage if available
    const stored = localStorage.getItem('orders');
    return stored ? JSON.parse(stored) : [];
  });
  const [amount, setAmount] = useState("");
  const [showConfirm, setShowConfirm] = useState(false);
  const [orderType, setOrderType] = useState<"long" | "short">("long");
  const { balance, updateBalance } = useBalance();
  const { currentSymbol, currentPrice } = useTradingViewStore();

  const handleSubmit = (e: React.FormEvent) => {
    e.preventDefault();
    const orderTotal = Number(amount) * currentPrice;

    if (orderTotal > balance) {
      toast.error("Insufficient balance for this order");
      return;
    }

    const order: Order = {
      id: Date.now().toString(),
      type: orderType,
      pair: currentSymbol,
      price: currentPrice,
      amount: Number(amount),
      total: orderTotal,
      status: "open",
      pnl: 0,
      date: new Date().toISOString(),
    };

    const newOrders = [order, ...orders];
    setOrders(newOrders);
    saveOrdersToStorage(newOrders);
    updateBalance(balance - orderTotal);
    setAmount("");
    setShowConfirm(false);
    toast.success("Order placed successfully");
  };

  const closePosition = (orderId: string) => {
    const orderIndex = orders.findIndex(o => o.id === orderId);
    if (orderIndex === -1) return;

    const order = orders[orderIndex];
    const finalPnL = order.type === "long"
      ? (currentPrice - order.price) * order.amount

```

```

      : (order.price - currentPrice) * order.amount;

const updatedOrders = [...orders];
updatedOrders[orderIndex] = {
  ...order,
  status: "closed",
  pnl: finalPnL
};

setOrders(updatedOrders);
saveOrdersToStorage(updatedOrders); // Save to localStorage when closing position
updateBalance(balance + finalPnL + order.total);
toast.success(`Position closed with P&L: $$${finalPnL.toFixed(2)}`);
};

return (
  <div className="space-y-6">
    <Card>
      <CardHeader>
        <CardTitle className="flex justify-between items-center">
          <span>Place Order</span>
          <span className="text-lg md:hidden">Balance:
${balance.toLocaleString()}</span>
        </CardTitle>
      </CardHeader>
      <CardContent>
        <form onSubmit={e => { e.preventDefault(); setShowConfirm(true); }}
className="space-y-4">
          <OrderButtons orderType={orderType} setOrderType={setOrderType} />
          <Input
            type="number"
            placeholder="Amount"
            value={amount}
            onChange={e => setAmount(e.target.value)}
            required
            className="w-full"
          />
          <Button type="submit" className="w-full">
            Place {orderType.toUpperCase()} Order
          </Button>
        </form>
      </CardContent>
    </Card>

    <Dialog open={showConfirm} onOpenChange={setShowConfirm}>
      <DialogContent>
        <DialogHeader>
          <DialogTitle>Confirm Order</DialogTitle>
        </DialogHeader>

```

```

    <div className="space-y-4">
      <div className="grid grid-cols-2 gap-4">
        <p className="text-sm text-muted-foreground">Type</p>
        <p className="text-sm font-medium">{orderType.toUpperCase()}</p>
        <p className="text-sm text-muted-foreground">Amount</p>
        <p className="text-sm font-medium">{amount}
{currentSymbol.split(":")[1].replace("USDT", "")}</p>
        <p className="text-sm text-muted-foreground">Current Price</p>
        <p className="text-sm font-medium">${currentPrice.toFixed(2)}</p>
        <p className="text-sm text-muted-foreground">Total</p>
        <p className="text-sm font-medium">
          ${(Number(amount) * currentPrice).toFixed(2)}
        </p>
      </div>
      <div className="flex justify-end space-x-2">
        <Button variant="outline" onClick={() => setShowConfirm(false)}>
          Cancel
        </Button>
        <Button onClick={handleSubmit}>Confirm Order</Button>
      </div>
    </div>
  </DialogContent>
</Dialog>

  <ActiveOrders
    orders={orders.filter(o => o.status === "open")}
    onClosePosition={closePosition}
  />
</div>
);
};

export default OrderPlacement;

```