

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

**Навчально-науковий інститут
«Інститут інформаційних технологій в економіці»**

Кафедра інформаційних систем в економіці

**ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА
«Системи штучного інтелекту»**

галузь знань	12 Інформаційні технології
спеціальність	122 Комп'ютерні науки

Форма навчання: очна (денна)

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему: «Розроблення інтелектуальної системи аналізу ринку криптовалют»

здобувача Радовецького Олександра Олександровича
(ПІБ, підпис)

Науковий керівник: к.т.н., доцент, Добролюбова Марина Валеріївна
(науковий ступінь, учене звання, ПІБ)

(підпис)

**Робота допущена до захисту перед екзаменаційною
комісією з атестації здобувачів вищої освіти (ЕК)**

Завідувач кафедри: к.е.н., доцент Тішков Б.О. _____
(підпис)

Київ 2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА
Навчально-науковий інститут «Інститут інформаційних технологій в економіці»
Кафедра інформаційних систем в економіці

ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА

«Системи штучного інтелекту»

галузь знань	12 Інформаційні технології
спеціальність	122 Комп'ютерні науки

ПОГОДЖЕНО:

Керівник проектної групи
(гарант)
освітньо-професійної програми

_____ Васильєва Л.В.
«_____» _____ 2025 р.

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Завідувач кафедри інформаційних систем в економіці

_____ Тішков Б.О.
«_____» _____ 2025 р.

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ

здобувача вищої освіти Радовецького Олександра Олександровича

очної форми навчання

на підготовку кваліфікаційної магістерської роботи

на тему: **РОЗРОБЛЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ РИНКУ**
КРИПТОВАЛЮТ

Тему затверджено наказом ректора Університету від «07» березня 2025 р. № 464-ст

Кваліфікаційна магістерська робота виконується на матеріалах наукових публікацій та матеріалів з мережі Інтернет

План кваліфікаційної магістерської роботи

Розділ I Теоретичний розділ. Дослідження та аналіз підходів до протидії фінансовому шахрайству

Розділ II Аналітичний розділ. Характеристика проблеми та постановка задачі

Розділ III Конструктивний розділ. Розроблення проектних рішень

Об'єкт дослідження: система ШІ, призначена для інтелектуального аналізу та прогнозування трендів криптовалютних ринків.

Предмет дослідження: методи та підходи до інтелектуального аналізу даних криптовалютних ринків із використанням технологій штучного інтелекту.

Мета кваліфікаційної магістерської роботи: розробка концептуальної моделі та базових компонентів системи штучного інтелекту, яка дозволить ефективно аналізувати дані криптовалютних ринків і формувати прогнози з високим ступенем точності.

Конкретні завдання, які здобувач повинен виконати для досягнення поставленої мети:

У розділі I Дослідити основні аспекти інтелектуального аналізу криптовалют та їх механізми. Проаналізувати сучасні підходи до аналізу фінансових ринків. Розробити концепцію, визначити функціонал, технології та інструменти, що можуть бути використані для створення системи з їх використанням в предметній області, що досліджується в кваліфікаційній магістерській роботі.

У розділі II На основі дослідження інформаційних процесів, що характеризують процеси моніторингу та аналізу криптовалютного ринку, визначити архітектуру майбутньої системи та її основні компоненти, обґрунтувати вибір та функції її основних компонентів. Сформулювати вимоги до системи, з урахуванням специфіки предметної області. Обґрунтувати вибір алгоритмів аналізу даних та технологій для розробки системи.

У розділі III Спроектувати архітектуру системи протидії шахрайству у платіжних сервісах із використанням алгоритмів машинного навчання. Обґрунтувати вибір моделей машинного навчання для аналізу ринку криптовалют. Описати механізм інтелектуального аналізу, збору та обробки даних для системи. Реалізувати прототип системи та перевірити її ефективність на тестових сценаріях.

**Завдання підготував
науковий керівник**

(підпис)

М. В. Добролюбова
(ініціали, прізвище)

« ____ » _____ 202_ р.

**Завдання одержав
здобувач**

(підпис)

О. О. Радовецький
(ініціали, прізвище)

« ____ » _____ 202_ р.

Реферат

Кваліфікаційна магістерська робота містить 93 сторінки, 4 таблиці, 24 рисунки, список використаних джерел з 25 найменувань, 6 додатків.

«Розроблення інтелектуальної системи аналізу ринку криптовалют»

Об'єктом дослідження кваліфікаційної магістерської роботи є система ШІ, призначена для інтелектуального аналізу та прогнозування трендів криптовалютних ринків.

Предметом дослідження є методи та підходи до інтелектуального аналізу даних криптовалютних ринків із використанням технологій штучного інтелекту.

Мета і завдання дослідження. Розробка концептуальної моделі та базових компонентів системи штучного інтелекту, яка дозволить ефективно аналізувати дані криптовалютних ринків і формувати прогнози з високим ступенем точності.

Відповідно до поставленої мети визначені такі *завдання*:

- дослідити предметну область, виконати аналіз існуючих систем аналізу криптовалют;
- представити обґрунтування вибору підходів і технологій для створення системи;
- визначити структуру та представити характеристику СШІ інтелектуального аналізу ринку криптовалют;
- описати методи та моделі в системі інтелектуального аналізу даних;
- спроектувати базу даних для системи інтелектуального аналізу ринку криптовалют;
- описати програмне забезпечення для системи інтелектуального аналізу ринку криптовалют;
- описати технічне забезпечення для системи інтелектуального аналізу ринку криптовалют та представити результати реалізації системи.

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів. Під час дослідження було досліджено предметну область, проаналізовано варіанти збору, обробки та інтелектуального аналізу даних, натреновано статистичні моделі і моделі ШІ на реальних даних. Визначено ефективність аналізу даних натренованих моделей, створено та реалізовано систему інтелектуального аналізу ринку криптовалют, що дозволяє ефективно і обґрунтовано приймати рішення в умовах швидкозмінного ринку криптовалют.

Рік виконання кваліфікаційної роботи – 2025.

Рік захисту роботи – 2025.

Ключові слова: криптовалюта, аналіз, Bitcoin, обробка, чат-бот, інформаційна система.

Summary

The qualification master's thesis contains 93 pages, 4 tables, 24 figures, a list of sources used from 25 titles, 6 appendices.

"Development of an intelligent cryptocurrency market analysis system"

The *object of study* of the qualification master's thesis is an AI system designed for intelligent analysis and forecasting trends in cryptocurrency markets.

The *subject of study* is methods and approaches to intelligent analysis of cryptocurrency market data using artificial intelligence technologies.

The purpose and objectives of the study. development of a conceptual model and basic components of an artificial intelligence system, which will allow for effective analysis of cryptocurrency market data and formation of forecasts with a high degree of accuracy.

In accordance with the goal, the following *tasks* are defined:

- to investigate the subject area, perform an analysis of existing cryptocurrency analysis systems;
- to present the justification for the choice of approaches and technologies for creating the system;
- to determine the structure and present the characteristics of the AI system for intelligent analysis of the cryptocurrency market;
- to describe the methods and models in the intelligent data analysis system;
- design a database for the system of intelligent analysis of the cryptocurrency market;
- describe the software for the system of intelligent analysis of the cryptocurrency market;
- describe the hardware for the system of intelligent analysis of the cryptocurrency market and present the results of the system implementation.

Theoretical, methodological and practical significance of the results obtained. During the study, the subject area was investigated, options for collecting, processing and intelligent analysis of data were analyzed, statistical models and AI models were trained on real data. The effectiveness of data analysis of trained models was determined, and a system of intelligent analysis of the cryptocurrency market was created and implemented, which allows for effective and reasonable decision-making in the conditions of the rapidly changing cryptocurrency market.

The year of completion of the master's thesis is 2025.

The year of defense is 2025.

Keywords: cryptocurrency, analysis, Bitcoin, processing, chat-bot, information system.

В і д г у к

про кваліфікаційну магістерську роботу
здобувача навчально-наукового інституту «Інститут інформаційних технологій в
економіці»

освітньо-професійної програми «Системи штучного інтелекту»

Радовецького Олександра Олександровича

(прізвище, ім'я, по батькові)

на тему «Розроблення інтелектуальної системи аналізу ринку криптовалют»

1. Актуальність теми: Актуальність теми дослідження обумовлена інтенсивним розвитком одного з найдинамічніших сегментів сучасної фінансової системи – ринку криптовалют. Його інституційні та функціональні особливості, зокрема висока волатильність, децентралізований характер і значні обсяги транзакцій, зумовлюють обмеження традиційних методів аналізу. У цьому контексті застосування інструментів штучного інтелекту набуває особливого значення як ефективного засобу обробки великих масивів даних, виявлення прихованих закономірностей і формування прогнозів щодо подальшої динаміки ринку. Слід зазначити, що сучасні наукові дослідження здебільшого зосереджуються на аналізі окремих моделей штучного інтелекту, однак при цьому недостатньо уваги приділяється необхідності формування гнучкої архітектури, що ґрунтується на використанні гібридних систем. Такі системи поєднують не лише інтелектуальні підходи, а й класичні методи аналізу, що, в свою чергу, забезпечує адаптивність до високої мінливості криптовалютного ринку. Саме тому обрана тема кваліфікаційної магістерської роботи є актуальною та своєчасною.

2. Позитивні риси кваліфікаційної магістерської роботи:

В рамках завдання на кваліфікаційну магістерську роботу здобувач дослідив та проаналізував сучасні підходи до аналізу криптовалютного ринку за допомогою систем штучного інтелекту і, врахувавши їх недоліки, спроектував гнучку архітектуру системи із здатністю до самонавчання і валідації, що базується на багаторівневій модульній структурі, для впровадження та реалізації. Здобувачем було проведено оцінку ефективності системи на основі реальних ринкових даних, яка підтвердила здатність генерувати точні прогнози та надавати дієву підтримку в процесі прийняття інвестиційних рішень. Це, в свою чергу, сприяє зниженню рівня фінансових ризиків і підвищенню ефективності інвестиційно-торговельної діяльності. Окремо слід зазначити, що в рамках розробленої системи інтелектуального аналізу ринку криптовалют створені модулі інтеграції з відкритими джерелами інформації, впроваджені методи інженерії ознак, що забезпечили підвищення якості вхідних даних

і покращили роботу моделей, спроектовано та описано базу знань для системи підтримки прийняття рішень, розроблено користувацький інтерфейс чат-бота.

Тема кваліфікаційної магістерської роботи розкрита достатньо глибоко, опрацьовані літературні джерела як вітчизняні, так і зарубіжні. Висновки кваліфікаційної магістерської роботи чітко аргументовані та закономірно впливають із результатів досліджень. Це дозволяє стверджувати, що мета досліджень досягнута, а пов'язані з нею завдання виконані.

3. Наявність самостійних розробок автора:

Представлена кваліфікаційна магістерська робота є самостійною розробкою автора.

4. Цінність теоретичних висновків та практичних рекомендацій: Заслужує на увагу наявність інноваційних підходів і рішень здобувача при розробці інтелектуальної системи аналізу ринку криптовалют. Практична значущість розробки полягає в підвищенні ефективності процесу прийняття фінансових рішень з боку інвесторів, трейдерів і фінансових установ. Розроблена система може бути інтегрованою в уже наявні цифрові платформи. Крім того, розробка може бути адаптована для використання в освітньому процесі за напрямками інформаційних технологій, економіки та аналітики.

5. Наявність недоліків: Суттєвих недоліків в роботі немає. Кваліфікаційна магістерська робота виконана належним чином і відповідає всім вимогам.

6. Загальна оцінка кваліфікаційної магістерської роботи та її допущення до захисту перед ЕК: Кваліфікаційна магістерська робота відповідає встановленим вимогам методичних вказівок щодо структури, обсягу та змісту. Загалом, представлена кваліфікаційна магістерська робота Радовецького О.О. рекомендується до захисту з найвищою оцінкою.

Науковий керівник доцент кафедри ІСЕ, к.т.н., доцент

(посада, учене звання, науковий ступінь)

(підпис)

Добролюбова М. В.

(прізвище, ініціали)

«14» травня 2025 р.

Рецензія

на кваліфікаційну магістерську роботу
здобувача вищої освіти

Радовецького Олександра Олександровича

(прізвище, ім'я, по батькові)

Тема Розроблення інтелектуальної системи аналізу ринку крипто валют

Актуальність теми кваліфікаційної магістерської роботи і доцільність її розроблення не викликає сумнівів, оскільки сучасні технології ШІ потребують детального їх вивчення, як і практичного впровадження. Вивчення методів інтелектуального аналізу фінансових ринків та, зокрема, ринку крипто валют, є викликом, оскільки ці сфери є нестабільними та важко піддаються аналізу та прогнозу. Проте вивчення застосування методів штучного інтелекту дозволяє зробити вагомий внесок у їх наукове осмислення та підвищити ефективність і якість вже сформованих аналітичних підходів.

Якість проведеного дослідження. Дослідження проведено на достатньо високому рівні. Свідченням цьому є те, що здобувачем вищої освіти в даній науковій роботі були, по-перше, описані актуальні сучасні технології, з теоретичних їх засад, і, по-друге, були безпосередньо застосовані ним у цьому кваліфікаційному дослідженні, що вигідно вирізняє цю роботу. Також було підкреслено важливість та доцільність застосування комплексного підходу до проектування такого роду систем, який охоплює різні етапи їх розробки, як і впровадження.

До позитивних моментів цієї кваліфікаційної праці слід віднести:

- вчасність, актуальність і затребуваність теми проекту;
- структурованість;
- конструктивність;
- нагальність та корисність описаних рішень, використаних технологій;
- доречність та практичну значущість запропонованої автором архітектури та проекту технічного рішення.

Висновки, отримані в результаті проведеного дослідження є вичерпними, відображають його та сформовані з фокусом на інтеграції та гнучкості запропонованого технічного рішення, що є особливо цінним. Також окремо слід відмітити актуалізацію й удосконалення алгоритмів прогнозування, що також є вагомим та цінним елементом в контексті розвитку системи.

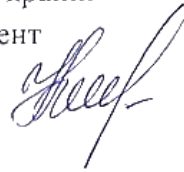
Попри зазначені позитивні сторони роботи, слід вказати й на певні зауваження та недоліки, які були зроблені автором. До таких слід віднести неповне викладення окремих теоретичних відомостей в третьому, конструктивному її розділі, які суттєво не впливають на зміст і якість роботи.

З огляду на вищезазначене, враховуючи зміст роботи, її структуру, якість, сформульовані автором висновки, вважаю, що за умови вдалого захисту робота претендує на високу оцінку.

Завідувач кафедри технологій захисту кіберпростору
Центру кібербезпеки Навчально-наукового інституту
інформаційної безпеки і стратегічних комунікацій
Національної академії Служби безпеки України
кандидат фізико-математичних наук, доцент

Олена КОБУС

«16» травня 202_р.



ЗМІСТ

ВСТУП.....	2
РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО СТВОРЕННЯ	
ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ СШІ.....	7
1.1 Дослідження предметної області. Збір інформації та вивчення матеріалів з теми кваліфікаційної магістерської роботи.....	7
1.2 Аналіз існуючих СШІ й інтелектуальних систем предметної області.....	9
1.3 Постановка проблеми та формування задач.....	15
1.4 Обґрунтування вибору підходів і технологій для проєктування та створення СШІ	21
Висновки до Розділу 1.....	27
РОЗДІЛ 2 ХАРАКТЕРИСТИКА СШІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	29
2.1 Характеристика об'єкта дослідження.....	29
2.2 Структура і характеристика СШІ.....	31
2.3 Методи, моделі й моделювання процесів і елементів складних систем.....	35
Висновки до Розділу 2.....	50
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБЛЕННЯ ПРОЄКТНИХ РІШЕНЬ.....	53
3.1 Моделі та проєктування баз знань для прийняття інтелектуальних рішень і управління.....	53
3.2 Розроблення користувацького інтерфейсу. Елементи та структура.....	57
3.3 Проєктування забезпечувальних підсистем СШІ. Реалізація системи.....	66
Висновки до Розділу 3.....	86
ВИСНОВКИ.....	88
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	90
ДОДАТКИ	94

ВСТУП

Сучасні економічні умови характеризуються стрімким розвитком цифрових технологій і зростанням популярності криптовалют як інвестиційного та платіжного інструменту. Водночас, динамічність і висока волатильність криптовалютних ринків, відсутність централізованого регулювання і значний вплив зовнішніх факторів створює значні виклики для аналізу та прогнозування. Традиційні методи фінансового аналізу часто виявляються недостатньо ефективними для оцінки складних взаємозв'язків у ринкових даних і прийняття обґрунтованих рішень, що зумовлює необхідність використання сучасних підходів до аналізу великих даних, зокрема систем штучного інтелекту (ШІ) [1].

Отже, розробка AI-системи для аналізу криптовалютних ринків є актуальним завданням. Такі системи здатні не тільки забезпечувати оперативний моніторинг та аналіз великих обсягів даних, але й виявляти приховані закономірності, формувати точні прогнози та автоматизувати прийняття рішень. В умовах зростання популярності криптовалют розробка таких систем важлива як для індивідуальних інвесторів, так і для фінансових установ [2].

Це актуально для України, яка з її високим науковим потенціалом та активною ІТ-спільнотою може посісти важливе місце в дослідженні та розробці рішень на основі ШІ для крипторинку. Застосування таких підходів сприятиме як розвитку наукових досліджень, так і впровадженню інновацій у фінансовому секторі [3].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У дослідженні Muneer і Fatima (2025) [7] проаналізовано застосування моделей машинного навчання для прогнозування цін трьох основних криптовалют: Bitcoin, Ethereum та Litecoin. В роботі автори дійшли до висновку, що гібридна модель LSTM-RF (поєднання Long Short-Term Memory та Random Forest) продемонструвала найвищу точність, перевершивши як традиційні статистичні методи, так і окремі ML-моделі. У свою

чергу, Zubair та співавтори (2024) [24] зосередили увагу на інтеграції глибоких нейронних мереж (LSTM, GRU) з моделями аналізу тональності текстів (BERT, VADER) для покращення прогностної здатності на основі соціальних настроїв, що дозволяє ефективно враховувати поведінкові аспекти інвесторів. Також Tripathy (2023) [25] порівнював класичну модель ARIMA з моделями глибокого навчання (LSTM та FBProphet), зазначаючи перевагу останніх у контексті довготривалих часових залежностей.

Отже, сучасні дослідження акцентують увагу на окремих моделях штучного інтелекту, однак при цьому часто випускають із поля зору важливість побудови гнучкої архітектури, що базується на використанні гібридних систем, які складаються не тільки з інтелектуальних методів, а й класичних методів, таких як технічний аналіз та ARIMA. Такі системи не лише підвищують точність прогнозування, але й полегшують інтеграцію в існуючі біржові платформи, забезпечуючи ефективну адаптацію до мінливої динаміки крипторинку, інтеграцію гібридної моделі в систему з користувацьким інтерфейсом та описану методологію збору та обробки даних, методів інженерії ознак для криптовалютних активів.

Метою дослідження є розробка концептуальної моделі та базових компонентів системи штучного інтелекту, яка дозволить ефективно аналізувати дані криптовалютних ринків і формувати прогнози з високим ступенем точності.

Для досягнення цієї мети передбачено виконання таких завдань:

- 1) аналіз існуючих методів прогнозування криптовалютних ринків і виявлення їх обмежень;
- 2) обґрунтування вибору технологій і алгоритмів ШІ для аналізу ринкових даних;
- 3) проєктування базових елементів системи, включаючи модуль збору, аналізу та візуалізації даних;
- 4) оцінка ефективності запропонованого рішення на основі реальних даних.

Об’єктом дослідження виступає система ШІ, призначена для інтелектуального аналізу та прогнозування трендів криптовалютних ринків.

Предметом дослідження є методи та підходи до інтелектуального аналізу даних криптовалютних ринків із використанням технологій штучного інтелекту.

Результатом дослідження є інформаційна система штучного інтелекту, яка побудована на розробленій автором архітектурі, яка поєднує в собі класичні методи (ARIMA) статистичного аналізу і новітні інтелектуальні методи аналізу даних (LSTM, RandomForest), що дозволяє більш точно аналізувати дані в форматі часових рядів з високою кількістю шумів. В свою чергу досліджені етапи побудови СШІ для інтелектуального аналізу ринку криптовалют, а саме етапи збору та обробки даних, етап тренування моделей ШІ та статистичних моделей і етапи валідації результатів та прогнозування. Створено інтерфейс користувача та систему підтримки прийняття рішень на основі моделей ШІ. Практична цінність розробки полягає у підвищенні ефективності фінансових рішень інвесторами, трейдерами та фінансовими установами. Також розроблена інформаційна система може стати основою для стартапів або бути інтегрованою в існуючі платформи. Розробка має потенціал бути включеною до навчальних програм з інформаційних технологій, економіки, аналітики, сприяючи розвитку цифрових і аналітичних навичок серед молоді.

Апробація результатів дослідження. За отриманими результатами зроблено доповідь на VI Міжнародній науково-практичній конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні» (10 - 11 квітня 2025 р., м. Київ, Україна) на тему «Інтелектуальний аналіз ринку криптовалют» та підготовлено статтю «Сучасні підходи до інтелектуального аналізу ринку криптовалют» для публікації у фаховому журналі категорії Б.

Інформаційною базою дослідження є наукові роботи і посібники вітчизняних та зарубіжних авторів, які досліджують інтелектуальний аналіз фінансових та криптовалютних ринків з використанням методів штучного інтелекту. Також дані про

історичні ціни криптовалют отримано з відкритих джерел та API криптовалютних бірж.

Загальний обсяг роботи становить 93 сторінки друкованого тексту, 24 рисунків на 24 сторінках, 4 таблиць на 4 сторінках, 6 додатків на 25 сторінках. Список використаних джерел налічує 25 найменування.

РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО СТВОРЕННЯ СШІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ

1.1 Характеристика предметної області

Розробка системи штучного інтелекту (ШІ) для аналізу криптовалютних ринків полягає в тому, щоб автоматизувати процеси збору, обробки та аналізу великих обсягів ринкових даних, а також генерувати прогнози щодо вартості активів. Основна мета такої системи – підвищити точність прогнозування та оптимізувати інвестиційні рішення в умовах високої волатильності ринку криптовалют.

Ринок криптовалют є значущою частиною сучасної цифрової економіки, яка стрімко розвивається. Його висока волатильність і залежність від багатьох зовнішніх факторів, таких як макроекономічні події, регуляторна політика або соціальні настрої, створюють значні труднощі для традиційних підходів до аналізу та прогнозування. Використання сучасних систем штучного інтелекту дозволяє здійснювати багатофакторний аналіз в режимі реального часу, що сприяє мінімізації ризиків для інвесторів, підвищенню ефективності торгівлі та забезпеченню стабільності фінансових результатів [4].

Необхідність у створенні ШІ зумовлена низкою причин. Зростання кількості транзакцій на криптовалютних біржах і обсягу ринкових даних робить неможливим їхній ручний аналіз. При цьому швидкість прийняття рішень в контексті високої динаміки ринку відіграє важливу роль. Завдяки використанню точних прогнозів можна досягти зниження інвестиційних ризиків, а автоматизація в свою чергу робить такі рішення доступними для широкого кола користувачів.

Основними об'єктами управління в цьому контексті є криптовалютні активи, зокрема Bitcoin, Ethereum, Solana тощо. До них також належать ринкові індикатори,

такі як ціни, обсяги торгів, рівні підтримки та опору, а також макроекономічні та соціальні дані, що впливають на ринок.

Вхідною інформацією для системи є історичні дані про ціни та обсяги торгів, блокчейн-дані про транзакції, новини та аналітичні огляди, а також економічні показники та події, що впливають на ринок. Основними джерелами цієї інформації є API криптовалютних бірж, новинні платформи, соціальні мережі та економічні звіти.

Результатом роботи системи є прогнози зміни цін на криптовалюту, інвестиційні сигнали (купувати, продавати або тримати активи) та аналітичні звіти про ситуацію на ринку. Ці результати використовуються для підтримки прийняття рішень інвесторами, оптимізації портфеля та розробки торгових стратегій.

Система працює в режимі реального часу, що забезпечує оперативну обробку даних і генерує результати в міру їх надходження. Для стратегічного планування формуються щоденні та щотижневі звіти.

Завдання аналізу ринку криптовалют пов'язане з іншими завданнями фінансового аналізу, зокрема, оцінкою інвестиційних ризиків, оптимізацією портфеля активів, вивченням впливу соціально-економічних факторів. Інтеграція цих процесів через систему ШІ забезпечує більш ефективне управління фінансовими ресурсами в умовах сучасної цифрової економіки.

Розробка ШІ для аналізу криптовалютних ринків є не тільки актуальним завданням, а й важливим кроком у вдосконаленні сучасних фінансових технологій. В контексті стрімкого розвитку цифрових активів як засобів платежів та їх неперервна інтеграція в цифрову економіку зумовлюють необхідність у створенні рішень, що в свою чергу дають змогу глибше розуміти ринкові механізми і вчасно реагувати на зміни. ШІ може вирішувати завдання, які раніше вимагали значних людських ресурсів, а саме аналіз великих даних, виявлення прихованих залежностей і прогнозування динаміки ринків.

СШІ може спростити процес прийняття рішень для трейдерів та інвесторів. Також інтеграція системи в роботу та процеси великих фінансових установ, таких як

банки, криптовалютні біржі та інвестиційні фонди дозволить ефективніше аналізувати фінансові ринки та приймати ключові бізнес-рішення. Додатково ця технологія сприяє підвищенню прозорості ринку через оцінювання ризиків та зменшення ймовірності виникнення кризових ситуацій, пов'язаних із неочікуваними ринковими коливаннями [5].

Окрім безпосереднього аналізу ринку, СШІ може використовуватися для ідентифікації шахрайських схем і виявлення маніпуляцій з цінами, що є важливим для підтримання довіри користувачів до криптовалют. Також варто зазначити, що інтеграція систем ШІ з іншими цифровими інструментами, такими як блокчейн-аналітика, платформи для соціального моніторингу чи автоматизовані трейдингові боти, дозволяє створювати цілісні екосистеми для ефективного управління цифровими активами [5].

У перспективі впровадження подібних систем сприятиме підвищенню рівня фінансової грамотності користувачів, створенню нових можливостей для розробки регуляторних механізмів, які орієнтовані на стабільний розвиток криптовалютного ринку. Таким чином, розробка і впровадження СШІ для аналізу криптовалютних ринків є невід'ємною частиною сучасного цифрового прогресу та важливим внеском у формування цифрової економіки майбутнього.

1.2 Аналіз існуючих СШІ й інтелектуальних систем предметної області

Впровадження сучасних інтелектуальних системи та систем ШІ для прогнозування є ключовим напрямком розвитку інновацій. Аналіз сучасних систем та готових ШІ рішень дозволяє оцінити наявні на ринку тренди, переваги та недоліки, які ці системи мають. Це дозволить більш точно сформулювати рекомендації щодо вдосконалення майбутніх систем.

Розвиток III інтелектуального аналізу криптовалютних ринків почався з активним поширенням криптовалют у 2010-х роках. На першому етапі більшість таких систем були засновані на простих алгоритмах технічного аналізу, які використовували традиційні індикатори фінансового ринку, такі як ковзаючі середні, рівні підтримки та опору, осцилятори тощо. Ці системи переважно працювали з історичними даними і не могли враховувати складні багатofакторні залежності, що обмежувало їхню ефективність в умовах високої волатильності ринку [6].

З часом розробники почали використовувати методи машинного навчання для побудови більш складних моделей аналізу. Перші моделі були засновані на регресійних підходах, які дозволяли прогнозувати зміни ціни на основі кореляцій між різними ринковими індикаторами та змінними, однак вони були обмежені в обробці великих обсягів даних і не могли ефективно працювати з новими, нерегулярними подіями, що характерно для криптовалютного ринку [6].

Еволюція цих систем продовжилася із застосуванням методів глибинного навчання, які дозволили створювати багатoshарові нейронні мережі для аналізу великих даних. Завдяки цим підходам США отримали можливість обробляти складні залежності в фінансових даних, враховувати нетипові події та стрибки, аналізувати соціальні й макроекономічні фактори. Наприклад, почали з'являтися системи, здатні обробляти текстові дані з новинних ресурсів і соціальних медіа для виявлення ринкових настроїв та зацікавленості в тих чи інших цифрових токенах.

На наступному етапі розвитку з'явилися системи, що інтегрували технології обробки великих даних та блокчейн-аналітики. Вони почали працювати в реальному часі, забезпечуючи постійний моніторинг ринкових умов, трендів та автоматизоване прийняття рішень. Такі системи могли не лише прогнозувати зміни ціни, а й оптимізувати портфелі активів та прийняття рішень, враховуючи ризики та динаміку ринку.

З розвитком хмарних технологій США отримали доступ до значних та масштабованих обчислювальних ресурсів, що збільшило їхню продуктивність.

Сучасні системи також активно використовують гібридні моделі, що поєднують традиційний технічний аналіз, машинне навчання та інструменти для оцінки соціальних настроїв.

Наразі розвиток ШІ для криптовалютних ринків спрямований на забезпечення повної автоматизації торгівлі, підвищення точності та досвіду користувачів. Проводяться дослідження в області Explainable AI (пояснюваного штучного інтелекту), щоб зробити прогнози зрозумілими для користувачів. Важливим напрямком є також підвищення кібербезпеки таких систем для захисту від загроз [7].

Таким чином, еволюція ШІ для криптовалютних ринків пройшла шлях від простих алгоритмічних моделей до складних інтегрованих систем, які здатні аналізувати великі обсяги даних в режимі реального часу з високим ступенем відмовостійкості. Це дозволяє більш ефективно враховувати всі аспекти криптовалютного ринку і задовольняти зростаючі потреби інвесторів.

Існують різні системи ШІ аналізу криптовалют як за застосуванням, так і за функціоналом. Наприклад системи CryptoHopper, 3Commas і Coinrule, забезпечують автоматизацію торгівлі, інтеграцію з криптовалютними біржами, можливість створення власних стратегій різного ступеня складності та використання аналітичних інструментів. Деякі системи, такі як Token Metrics, зосереджені на аналітичних прогнозах з використанням машинного навчання та обробки великих даних.

Методи, що використовуються в цих системах, включають моделі машинного навчання (лінійні регресії, дерева рішень, нейронні мережі), глибоке навчання (LSTM для прогнозування часових рядів) та методи обробки природної мови (NLP) для аналізу новин і соціальних медіа. Процеси моделювання в багатьох системах фокусуються на визначенні закономірностей у поведінці ринку, виявленні кореляцій між активами та прогнозуванні точок розвороту.

В більшості бази даних цих систем розгорнуті в хмарній інфраструктурі. Використовуються реляційні бази даних (PostgreSQL, MySQL, Presto) для структурованих даних та сховища великих даних (AWS S3, Google BigQuery) для

роботи з великими обсягами інформації і з можливістю віддаленого доступу і контролю ресурсів. Бази знань формуються шляхом інтеграції історичних даних, ринкових сигналів, макроекономічних показників та результатів технічного аналізу.

Якість інтерфейсу "СШІ – користувач" є також важливим аспектом, оскільки досвід користувача відіграє все більш важливу роль у використанні інформаційних систем в конкурентних ринкових умовах. Деякі платформи, такі як CryptoHopper, пропонують прості інтуїтивні інтерфейси, що полегшують доступ до функціональності навіть для недосвідчених користувачів. Проте складні системи можуть вимагати тривалого навчання.

CryptoHopper (рис. 1.1) є однією з найпопулярніших платформ для автоматизації трейдингу криптовалют. Ця система забезпечує велику кількість функцій для аналізу ринку, створення стратегій та автоматичного виконання торгів. Завдяки своїй функціональності та гнучкості, ця система підходить як для досвідчених трейдерів, так і для початківців [8].

The screenshot displays the CryptoHopper web interface. On the left, there is a sidebar with navigation links: Templates, Strategies, Signals, Gift Cards, Apps, and a SUPPORT section with links to 'About the Marketplace' and 'Become a seller'. The main area features a table of trading strategies. The table has columns for Currency, Pair, Type, Date, Amount, Rate, Fee, Total, Result, Trigger, and View. The strategies listed include various cryptocurrency pairs like ETH-EUR, XLM-EUR, LTC-EUR, ICP-EUR, and CHZ-EUR, with different trade types (Buy, Sell, Stop) and dates. Each row shows the amount traded, the rate, fees, total cost, and the resulting profit or loss percentage. The interface is clean and modern, with a light blue and white color scheme.

Currency	Pair	Type	Date	Amount	Rate	Fee	Total	Result	Trigger	View
ETH	ETH-EUR	Buy	06-12-2021 10:32:28	0.00022063	2099.92	0	0.76		Strategy	View
XLM	XLM-EUR	Buy	06-12-2021 15:31:26	1	0.234093	0	0.23		Strategy	View
XLM	XLM-EUR	Buy	06-12-2021 15:31:25	1	0.234093	0	0.23		Strategy	View
LTC	LTC-EUR	Buy	06-12-2021 15:31:25	0.00403809	131.86	0	0.55		Strategy	View
LTC	LTC-EUR	Buy	06-12-2021 15:31:24	0.00403809	131.86	0	0.55		Strategy	View
ICP	ICP-EUR	Buy	06-12-2021 13:31:17	0.0197	25.448	0	0.5	1.19%	Profit	View
CHZ	CHZ-EUR	Buy	06-12-2021 13:31:16	1.9	0.2637	0	0.5	1.19%	Profit	View
CHZ	CHZ-EUR	Buy	06-12-2021 13:28:14	1.9	0.2636	0	0.5	1.00%	Profit	View
ICP	ICP-EUR	Buy	06-12-2021 12:57:19	0.0197	25.149	0	0.5		Strategy	View
CHZ	CHZ-EUR	Buy	06-12-2021 12:54:36	1.9	0.2606	0	0.5		Strategy	View
CHZ	CHZ-EUR	Buy	06-12-2021 12:51:58	1.9	0.259	0	0.49		Strategy	View
XLM	XLM-EUR	Buy	06-12-2021 12:46:20	1	0.227122	0	0.23	1.21%	Profit	View
XLM	XLM-EUR	Buy	06-12-2021 12:46:20	1	0.227122	0	0.23	1.21%	Profit	View
LTC	LTC-EUR	Buy	06-12-2021 12:46:19	0.00403551	129.52	0	0.54	1.40%	Profit	View
LTC	LTC-EUR	Buy	06-12-2021 12:46:18	0.00403575	129.52	0	0.54	1.40%	Profit	View
ETH	ETH-EUR	Buy	06-12-2021 12:46:16	0.00022063	2079.3	0	0.74		Strategy	View
XLM	XLM-EUR	Buy	06-12-2021 12:42:45	1	0.224396	0	0.22		Strategy	View
XLM	XLM-EUR	Buy	06-12-2021 12:42:45	1	0.224396	0	0.22		Strategy	View
ETH	ETH-EUR	Buy	06-12-2021 10:33:28	0.00022063	2099.92	0	0.76		Strategy	View
XLM	XLM-EUR	Buy	06-12-2021 15:31:26	1	0.234093	0	0.23		Strategy	View
XLM	XLM-EUR	Buy	06-12-2021 15:31:25	1	0.234093	0	0.23		Strategy	View
LTC	LTC-EUR	Buy	06-12-2021 15:31:25	0.00403809	131.86	0	0.55		Strategy	View
ETH	ETH-EUR	Buy	06-12-2021 10:33:28	0.00022063	2099.92	0	0.76		Strategy	View

Рисунок 1.1 – Інтерфейс системи

Джерело [8]

CryptoHopper пропонує такі ключові можливості:

- автоматичний трейдинг: дозволяє налаштувати ботів для виконання торгів за попередньо визначеними умовами;
- створення стратегій: інтегрований редактор стратегій дає змогу комбінувати технічні індикатори, наприклад, RSI, MACD, Bollinger Bands, для побудови власних алгоритмів;
- інтеграція з біржами: підтримує понад 15 криптовалютних бірж, включаючи Binance, Coinbase Pro та Kraken;
- арбітражні операції: автоматизований пошук цінових розбіжностей між біржами;
- маркетплейс стратегій: користувачі можуть купувати чи продавати власноруч розроблені стратегії, що розширює функціональні можливості платформи.

CryptoHopper активно використовує технічний аналіз для прийняття рішень. Її основні методи базуються на:

- технічних індикаторах: боти аналізують короткострокові та довгострокові тренди, використовуючи стандартні індикатори та сигнали;
- поведінковому аналізі: застосовується аналіз глибини ринку для виявлення рівнів підтримки та опору;
- моделях алгоритмічного трейдингу: наприклад, LSTM (довгокороткострокова пам'ять) для прогнозування цінових рухів.

Платформа використовує REST API для отримання даних про криптовалюти у режимі реального часу. Джерелами даних є біржові платформи, агрегатори новин та аналітичні сервіси. Після отримання дані структуруються і зберігаються у вигляді часових рядів для подальшої обробки та аналізу в системі.

CryptoHopper пропонує простий та інтуїтивний інтерфейс з інформаційною панеллю, яка відображає ключові ринкові індикатори, статус бота та результати виконаних стратегій. Користувачі можуть легко налаштовувати свої стратегії за допомогою візуального конструктора без необхідності писати код.

Результати роботи системи представляються у вигляді графіків, статистичних звітів і сигналів (купувати, продавати, тримати). Інструмент також генерує звіти про прибутковість стратегій, які використовуються для їх оцінки.

До переваг можна віднести:

- можливість адаптації під різні стратегії та ринки;
- значне скорочення часу на ручний аналіз та прийняття рішень;
- маркетплейс стратегій дозволяє використовувати досвід інших трейдерів;
- простоту у використанні: інтуїтивно зрозумілий інтерфейс та візуальний

редактор.

До недоліків можна віднести:

- обмеженість в обліку соціальних та макроекономічних факторів: система зосереджена переважно на технічному аналізі;
- потребу в постійному налаштуванні: для максимізації результатів необхідна постійна оптимізація стратегій;
- ризики під час високої волатильності: боти можуть не враховувати нетипові ринкові події.

Не зважаючи на те, що CryptoHopper є потужним інструментом для автоматизації торгівлі криптовалютою, він має деякі обмеження, пов'язані з аналітикою багатофакторного середовища. Значно підвищити ефективність цієї системи можна шляхом інтеграції прогнозів, заснованих на соціальних настроях або макроекономічних подіях. Такий підхід стане ключовим для розробки власної системи, орієнтованої на комплексний аналіз ринку криптовалют.

Серед переваг використання таких систем, за свідченням користувачів, – підвищення точності прогнозів, автоматизація рутинних процесів, скорочення часу на прийняття рішень, можливість мінімізації втрат під час корекції ринку. Водночас існують і недоліки, такі як обмежене врахування нетипових подій або низька гнучкість стандартних моделей.

1.3 Постановка задач СШІ

Створення СШІ для аналізу криптовалютних ринків вимагає врахування високої динамічності цього ринку, його багатофакторності, великих обсягів даних, а також необхідності прийняття швидких та точних рішень. На основі проведеного аналізу сучасних систем можна визначити ключові проблеми, які нова система повинна вирішити: обмеженість існуючих моделей у прогнозуванні за умов непередбачуваних подій, недостатня точність аналізу при обробці нерегулярних даних, обмежена адаптивність до змін ринку та складнощі у взаємодії з користувачем через непрозорість результатів.

На рисунку 2.1 представлена загальна схема СШІ для інтелектуального аналізу ринку криптовалют, яка описує та візуалізує основні аспекти системи, яка розробляється та досліджується.

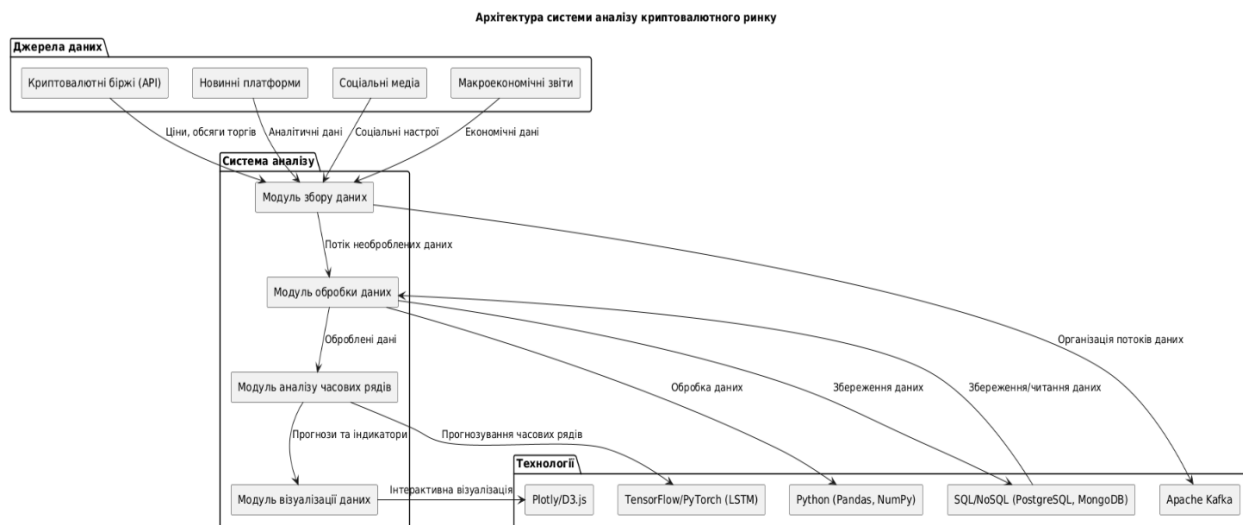


Рисунок 1.2 – Схема СШІ

Джерело – розроблено автором

Основою проєкту є розробка гібридної моделі, що поєднує елементи глибинного навчання та алгоритмів обробки великих даних. Це забезпечить гнучкість

системи, здатність працювати з текстовою, числовою та графічною інформацією, а також можливість враховувати нові патерни, які можуть виникати на ринку.

Запропонована система складається з таких ключових компонентів:

1. Модуль збору та попередньої обробки даних.
2. Аналітичний модуль.
3. База знань.
4. Користувацький інтерфейс.

Ці рішення були обрані на основі даних критеріїв: точність прогнозування, швидкість обробки даних, адаптивність до ринкових змін, простота використання та вартість впровадження. Наприклад, використання традиційних штучних нейронних мереж (ШНМ) дозволяє підвищити точність обробки великих часових рядів, звертаючи увагу на прямі і приховані залежності.

Ключовим компонентом для вивчення поведінки криптовалютного ринку є аналіз часових рядів. Часовий ряд – це впорядкована в часі послідовність даних, яка у випадку з криптовалютами включає інформацію про ціни активів, обсяги торгів, рівні підтримки та опору, а також інші ринкові індикатори. Ефективне прогнозування ціни повинно враховувати високу волатильність, стрибки та коливання в даних та залежність від зовнішніх подій [7].

Методи аналізу часових рядів, що використовуються у сучасних системах, включають як класичні статистичні підходи, так і методи машинного навчання [7]:

- автокореляційний аналіз дозволяє визначити, наскільки значущими є зв'язки між поточними та попередніми значеннями часового ряду;
- моделі ARIMA (авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього) підходять для короткострокових прогнозів, але втрачають ефективність за умов високої ринкової волатильності;
- глибокі нейронні мережі та рекурентні нейронні мережі, такі як LSTM (довготривала короткочасна пам'ять), дозволяють ефективно працювати з великими часовими рядами, враховуючи залежності між віддаленими в часі подіями.

Запропонована система включає інтелектуальний модуль обробки часових рядів, який інтегрує згадані методи. Використання LSTM (рис. 1.3) забезпечує адаптивність до змін ринкових умов, а додаткове застосування моделей Seasonal Decomposition of Time Series дає змогу розділяти тренди, сезонність і залишкові коливання [9].

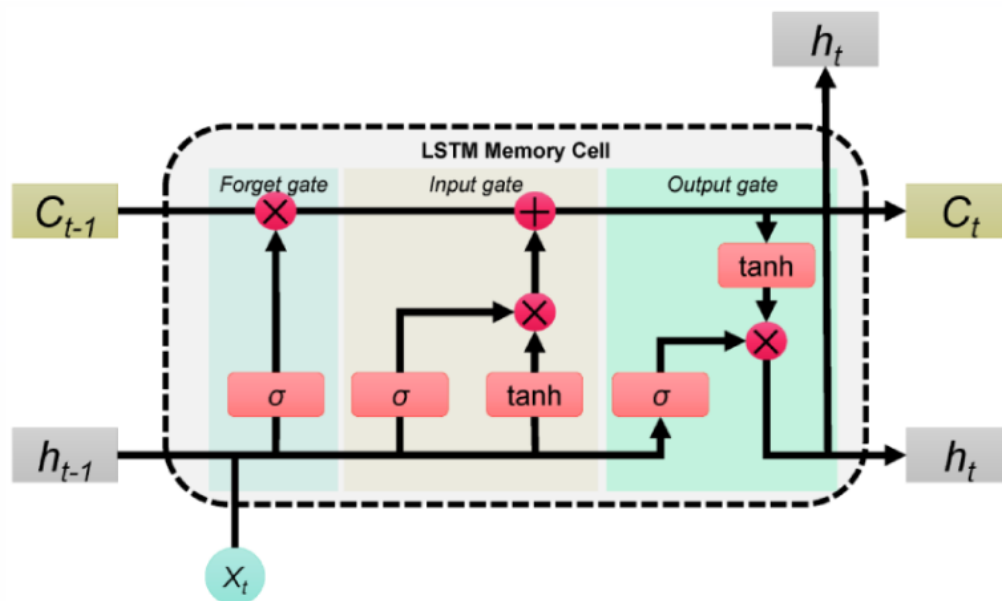


Рисунок 1.3 – Схема роботи LSTM

Джерело – розроблено автором на основі [9]

Інтелектуальні аналітичні графіки є важливою частиною інтерфейсу системи, сприяючи візуалізації результатів аналізу. Вони дозволяють трейдерам і інвесторам краще розуміти ринок завдяки візуалізації даних та інтерактивним елементам:

- японські свічки допомагають аналізувати поведінку цін за певний період і виявляти шаблони, такі як "молот" чи "повішеник";
- графіки руху середніх значень (МА, ЕМА) вказують на загальний напрямок ринку та дають змогу оцінити потенційні точки входу чи виходу з позицій;
- теплові карти кореляцій демонструють залежності між різними криптовалютами, дозволяючи трейдерам виявляти взаємопов'язані активи;

- індикатори волатильності, такі як смуги Боллінджера, надають інформацію про потенційні ринкові розвороти.

Інтерактивні графіки реалізовані завдяки використанню бібліотек візуалізації, таких як Plotly та D3.js. Вони дозволяють користувачам обирати часові інтервали, фільтрувати дані за критеріями та вивчати детальні результати.

Таким чином, аналіз часових рядів у поєднанні з інтелектуальними аналітичними графіками сприяє кращому розумінню складної ринкової динаміки та прийняттю обґрунтованих рішень в умовах волатильності криптовалютного ринку.

Процес розробки ШІ можна організувати за принципами гнучких методологій, таких як Agile. Це дозволить поступово впроваджувати функціонал, регулярно отримувати зворотний зв'язок і адаптувати систему до мінливих вимог криптовалютного ринку. Основними етапами будуть: збір вимог, прототипування, інтеграція зовнішніх джерел даних, розробка модулів аналізу часових рядів, створення бази знань та розробка користувацького інтерфейсу.

Структура бази даних повинна також мати змогу вміщувати історичні дані у великих кількостях, а також приймати дані, що надходять у режимі реального часу. Для цього рекомендується гібридний підхід, наприклад, реляційний для структурованих даних та нереляційний для напівструктурованих даних. Однак таке рішення не буде легко розширюваним для різних джерел інформації, оскільки втрачається гнучкість і масштабованість роботи з різними джерелами інформації.

База знань може містити онтологію криптовалютного ринку, яка відображає взаємозв'язок відповідних концепцій, таких як криптовалюти, активи, ринкові індикатори, макроекономічні дані та соціальні настрої. Завдяки наведеній схемі модуль аналізу зможе здійснювати семантичний пошук та виконувати аналіз залежностей у даних. Фронт-енд чат-боту буде включати інтеграцію з такими сервісами, як Telegram або Slack, що дозволить користувачам взаємодіяти легко. Для цього пропонується спиратися на інструменти обробки природної мови, такі як

Dialogflow або Rasa, щоб ми могли створити інтерфейс, який краще взаємодіє з користувачем.

Чат-бот буде приймати запити від користувачів та виконувати обробку даних, повертаючи прогноз або пораду у зрозумілій формі. Обґрунтування вибору інструментальних засобів базується на кількох критеріях: продуктивності, зручності інтеграції, масштабованості та вартості. Використання фреймворків для розробки моделей глибокого навчання, таких як TensorFlow або PyTorch забезпечує високу точність і ефективність аналізу. Брокер повідомлень Kafka слугуватиме інструментом для обробки поточкових даних, а бібліотеки для візуалізації, такі як Plotly, дозволять створити аналітичні графіки, які будуть відображені користувачам через чат-бота.

Постановка задачі для системи штучного інтелекту залежить від низки теоретичних і практичних аспектів, які визначають її ефективність, масштабованість і здатність адаптуватися до змін. Одним з основних факторів, що впливає на постановку задачі, є складність предметної області. У випадку ринку криптовалют дані є надзвичайно динамічними, великими за обсягом та різноманітними за форматом. Це як структуровані дані (наприклад, історія цін та обсяги торгів), так і напівструктуровані (аналітичні огляди, новини) та неструктуровані дані (дані з соціальних мереж). Це вимагає розробки систем, здатних ефективно працювати з великими обсягами даних і виконувати їх обробку в режимі реального часу. Іншим важливим аспектом є багатофакторність аналізу. На ринок криптовалют впливає безліч факторів, як технічних, так і фундаментальних. До таких факторів відносяться економічні події, зміни в регуляторній політиці або соціальні настрої. Тому постановка задачі повинна включати здатність системи виконувати багатофакторний аналіз, враховуючи взаємозв'язки між різними впливами для отримання більш точних прогнозів.

Додатково, високий рівень волатильності на ринку криптовалют вимагає того, щоб система була спроможна працювати з високою швидкістю та забезпечувати точність прогнозів. Це важливо не лише для своєчасності прийняття рішень, але й для

мінімізації інвестиційних ризиків. У зв'язку з цим необхідно звертати увагу на методи, які оптимізують баланс між швидкістю обчислень і точністю результатів.

Не менш важливим є аспект адаптації системи до змін на ринку. Оскільки криптовалютний ринок постійно еволюціонує, система повинна мати можливість навчатися на нових даних і адаптуватися до цих змін. Це визначає необхідність у застосуванні методів машинного навчання, зокрема методів, що підтримують онлайн-навчання і самонавчання системи.

Крім того, для забезпечення ефективності системи, особливо з боку кінцевих користувачів, важливо розробити зручний та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс. У випадку з криптовалютною платформою користувачі повинні швидко отримувати чіткі рекомендації для прийняття рішень, що висуває додаткові вимоги до дизайну користувацького інтерфейсу та форми представлення вихідних даних.

Обираючи технології для впровадження ШІ, важливо орієнтуватися на методи, які найкраще підходять для вирішення поставлених завдань. Наприклад, для аналізу часових рядів і прогнозування цін на криптовалюту можна використовувати методи машинного навчання, зокрема рекурентні нейронні мережі (RNN) і LSTM (Long Short-Term Memory). Для обробки великих обсягів даних у режимі реального часу варто використовувати технології Big Data, такі як Apache Kafka для обробки потоків даних або Hadoop для роботи з великими масивами.

При виборі технологій також важливо враховувати критерії продуктивності. Технології повинні бути здатні обробляти великі обсяги даних за короткий проміжок часу. Для цього потрібні високопродуктивні інструменти та системи, такі як хмарні платформи, здатні масштабувати обчислювальні потужності відповідно до вимог. Вибір таких платформ, як AWS, Google Cloud або Microsoft Azure, забезпечує ефективну обробку даних і гнучкість при збільшенні обсягів інформації.

Ще одним важливим аспектом є гнучкість і модульність системи. Технології повинні підтримувати модульний підхід, що дозволяє легко оновлювати або замінювати компоненти системи без необхідності переробки всієї архітектури. Таке

рішення забезпечує зручність у розвитку системи та інтеграцію нових функцій, що можуть бути необхідні в майбутньому.

Вибір технологій також не можна розглядати без урахування витрат на розробку та впровадження системи. При оцінці витрат потрібно зважати на те, які ресурси будуть витрачені на розробку, а також на потенційні вигоди від використання цієї системи. Це дозволяє визначити, чи буде інвестиція в технології виправдана з точки зору ефективності.

Таким чином, постановка задачі СШІ та вибір технологій для її реалізації є складним і багатогранним процесом, що вимагає комплексного підходу, врахування особливостей предметної області та необхідності адаптації до нових викликів і змін.

1.4 Обґрунтування вибору підходів і технологій для створення СШІ

Для розробки системи штучного інтелекту для аналізу криптовалютних ринків важливо зважати на численні фактори, що забезпечують ефективність та надійність майбутнього рішення. Вибір технології для проектування такої системи залежить від різних вимог, зокрема необхідності інтеграції з великими обсягами даних у реальному часі, потреби в точності прогнозів, а також забезпечення зручності взаємодії користувача через чат-бот.

В таблиці 1.1 описані функціональні вимоги до СШІ. Для ефективного аналізу криптовалютних ринків система повинна збирати дані з різноманітних джерел. Це можуть бути API криптовалютних бірж, новинні платформи та інші джерела даних, які забезпечують актуальну інформацію про ринок. Зібрані дані будуть використані для глибокого аналізу та створення прогнозів.

Таблиця 1.1 – Функціональні вимоги до СШІ

№	Вимога	Опис
1	Збір даних	Система повинна здійснювати збір даних з різних джерел, таких як криптовалютні біржі, соціальні медіа, новини, макроекономічні показники.
2	Аналіз даних	Система повинна здійснювати аналіз отриманих даних, використовуючи моделі машинного навчання для прогнозування змін цін на криптовалюту на основі історичних даних.
3	Прогнозування вартості активів	Система повинна надавати точні прогнози щодо майбутніх змін цін криптовалют на основі аналізу часових рядів та інших факторів.
4	Генерація інвестиційних сигналів	Система повинна генерувати сигнали для інвесторів про необхідність покупки, продажу чи утримання криптовалют на основі прогнозів і ринкових умов.
5	Взаємодія з користувачем	Система повинна мати інтерфейс чат-бота, через який користувач може отримувати прогнози, інвестиційні сигнали та аналіз ринку.
6	Оновлення прогнозів у реальному часі	Система повинна підтримувати оновлення прогнозів і аналітики в реальному часі, коли нові дані надходять з різних джерел.
7	Підтримка багатокористувацького режиму	Система повинна дозволяти одночасно кільком користувачам отримувати прогнози та аналітику.
8	Зберігання та доступ до історичних даних	Система повинна зберігати історичні дані для аналізу минулих ринкових умов та трендів, а також надавати доступ до них для подальшого аналізу.

Джерело – розроблено автором

Аналіз даних здійснюється за допомогою методів машинного навчання, таких як ARIMA, LSTM та інших моделей. Це дозволить системі аналізувати ринкові дані і точно прогнозувати зміни у вартості активів, враховуючи історичні тенденції, економічні показники та новини, що впливають на ринок.

Прогнозування вартості активів буде базуватися на комплексному аналізі цих даних. Завдяки такому підходу система зможе забезпечити точні оцінки можливих змін цін на криптовалюту в майбутньому, що дасть змогу користувачам приймати обґрунтовані інвестиційні рішення.

На основі проведеного аналізу система буде генерувати інвестиційні сигнали, такі як рекомендації для купівлі, продажу або утримання активів. Ці сигнали будуть надаватися користувачам через інтерактивний інтерфейс, зокрема через чат-бота, що дозволяє автоматично відповідати на запити, надавати прогнози та рекомендації в реальному часі.

Система також повинна забезпечувати постійне оновлення прогнозів. Це важливо для підтримки актуальності інформації, адже зміни на ринку або новини можуть суттєво вплинути на прогнози. Оновлення буде здійснюватися в реальному часі, що дозволить користувачам отримувати найсвіжіші дані.

Система повинна підтримувати багатокористувацький режим, забезпечуючи персоналізовані прогнози та сигнали для кожного користувача. Це дозволить ефективно працювати з великою кількістю одночасних запитів та гарантувати індивідуальний підхід до кожного користувача.

Зберігання історичних даних має важливе значення для подальшого аналізу. Дані будуть зберігатися для порівняння з майбутніми прогнозами і для подальшого покращення точності моделей прогнозування.

Нефункціональні вимоги до системи описані в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Нефункціональні вимоги до СШІ

№	Вимога	Опис
1	Продуктивність	Система повинна бути здатною обробляти великі обсяги даних у реальному часі, забезпечуючи швидке реагування на зміни на ринку криптовалют.
2	Масштабованість	Система повинна бути масштабованою, щоб підтримувати зростаючі обсяги даних і кількість користувачів без втрати ефективності.
3	Надійність	Система повинна забезпечувати високу надійність, гарантуючи коректність прогнозів та доступність сервісу навіть при високому навантаженні.
4	Безпека	Система повинна забезпечувати високий рівень безпеки даних користувачів і транзакцій, використовуючи сучасні методи шифрування та аутентифікації.
5	Інтерфейс користувача	Інтерфейс чат-бота повинен бути простим, інтуїтивно зрозумілим та зручним для користувачів, навіть для тих, хто не має досвіду роботи з такими системами.
6	Вартість розробки і підтримки	Система повинна бути економічно ефективною з точки зору витрат на розробку, супровід і обслуговування.
7	Сумісність з іншими системами	Система повинна підтримувати інтеграцію з іншими фінансовими та аналітичними інструментами, забезпечуючи зручний обмін даними.
8	Оновлення та модернізація	Система повинна бути легко оновлюваною і модернізуватись без значних витрат часу чи ресурсів, щоб відповідати змінам на ринку криптовалют.

Джерело – розроблено автором

Система повинна мати можливість швидко обробляти великі обсяги даних, оскільки ринки криптовалют є динамічними і вимагають аналізу в режимі реального часу. Прогнози повинні надаватися користувачам без затримок, що забезпечить їх ефективне використання для прийняття інвестиційних рішень.

Масштабованість системи є важливим аспектом, оскільки з часом кількість користувачів та обсяги даних будуть зростати. Система повинна мати можливість збільшувати обсяги зберігання даних та обробки запитів без втрати продуктивності, що забезпечить її стабільну роботу при зростаючому навантаженні.

Надійність є критично важливою для системи, оскільки прогнози, що генеруються, мають безпосередній вплив на інвестиційні рішення користувачів. Система повинна працювати без збоїв і забезпечувати точність прогнозів навіть при високому навантаженні.

Для забезпечення конфіденційності та цілісності даних система повинна використовувати якісні методи шифрування та аутентифікації. Це гарантує безпеку як даних користувачів, так і транзакцій, що здійснюються через систему.

Інтерфейс користувача, зокрема чат-бот, повинен бути зручним та доступним для користувачів з різним рівнем технічної підготовки. Це дозволить користувачам швидко отримувати прогнози, рекомендації та іншу інформацію без необхідності володіти спеціальними знаннями.

Вибрані технології та підходи до розробки системи повинні бути економічно вигідними. Важливо забезпечити зниження витрат на розробку і підтримку системи, що дозволить зробити проєкт більш доступним для користувачів та сприятиме його ефективному запуску.

Система повинна бути сумісною з іншими фінансовими інструментами та базами даних, що дозволить інтегрувати її з існуючими платформами та забезпечити ефективний обмін інформацією між різними системами.

Система повинна бути гнучкою і легко модернізуватися, що дозволить швидко адаптуватися до змін на ринку криптовалют або в технологіях, забезпечуючи її довгострокову ефективність.

Перш за все, технологія повинна забезпечувати автоматизоване управління даними та прогнозування на основі часових рядів цін на криптовалюту, враховуючи високу волатильність ринку. Для цього необхідно вибрати методи, які зможуть швидко

обробляти великий обсяг інформації і генерувати прогнози з мінімальними часовими витратами. Моделі машинного навчання для аналізу часових рядів, такі як ARIMA або LSTM (Long Short-Term Memory), є відмінним вибором для цього завдання, оскільки вони забезпечують високий рівень точності прогнозування зміни цін на основі історичних даних.

Щодо самого процесу проєктування, найкращим вибором є індустріальна технологія проєктування, оскільки вона дозволяє використовувати автоматизовані інструменти для створення систем, що підвищують продуктивність і зменшують вартість розробки. Індустріальні підходи також дають можливість інтегрувати рішення, що сприяють автоматизації тестування, управління даними та процесами, що є важливими для створення масштабованої і надійної СШІ для аналізу криптовалютних ринків.

Інструменти обробки даних повинні включати бази даних, які підтримують високу швидкість запису та доступу до даних у реальному часі, наприклад, використання реляційних або NoSQL баз даних для зберігання історичних та транзакційних даних. Крім того, для інтеграції з чат-ботами, які надають користувацький інтерфейс, необхідно використовувати платформи для створення ботів, такі як Microsoft Bot Framework або Google Dialogflow, які дозволяють інтуїтивно зрозумілу комунікацію з системою.

Щодо інструментів для розробки самого програмного забезпечення, то тут важливо використовувати технології, які дозволяють працювати з великими даними та інтегрувати їх з машинним навчанням. Для цього варто обрати такі фреймворки, як TensorFlow або PyTorch для створення та навчання моделей, а також Apache Kafka для обробки потокових даних у режимі реального часу. Для забезпечення надійності та масштабованості рішення для контейнеризації та оркестрування (наприклад, Docker та Kubernetes) спростять розгортання та управління інфраструктурою.

Вибір таких технологій виправданий їх здатністю забезпечити швидке та ефективне управління даними, високу продуктивність та надійність системи. Вибір

методів індустріального проєктування також допоможе скоротити час розробки та забезпечить легкість обслуговування та модернізації системи.

1.5 Висновки до Розділу 1

По-перше, у межах даного підрозділу було проведено ґрунтовне дослідження предметної області, зосереджене на вивченні особливостей функціонування криптовалютного ринку, обґрунтовано актуальність створення системи штучного інтелекту для його аналізу, визначено основні об'єкти управління, джерела та структуру вхідної інформації, а також окреслено завдання, які має вирішувати така система – від прогнозування цін і зниження ризиків до інтеграції з іншими цифровими інструментами, що в сукупності формує основу для подальшої розробки ефективного аналітичного інструменту в умовах сучасної цифрової економіки.

По-друге, проведений аналіз існуючих систем штучного інтелекту, що застосовуються у сфері криптовалютного трейдингу, показав значну еволюцію підходів – від базових алгоритмів технічного аналізу до складних гібридних моделей, які поєднують машинне навчання, обробку природної мови та блокчейн-аналітику. Такі платформи, як CryptoHopper, демонструють високий рівень автоматизації процесів, зручність для користувачів і можливість адаптації до різних стратегій. Водночас виявлено низку недоліків, зокрема недостатнє врахування соціальних, макроекономічних та нетипових ринкових факторів. Це свідчить про потребу в розробці нових рішень, здатних інтегрувати багатофакторний аналіз для підвищення точності прогнозування та ефективності прийняття рішень. Отримані результати формують підґрунтя для створення власної інтелектуальної системи, орієнтованої на комплексну оцінку ринкових умов у режимі реального часу.

По-третє, було сформульовано основні вимоги та завдання до створення системи штучного інтелекту для аналізу криптовалютного ринку. З огляду на складність, динамічність і багатофакторність криптовалютного середовища, визначено необхідність побудови гібридної системи, що поєднує глибоке навчання, методи обробки часових рядів, інструменти візуалізації та адаптивний користувацький інтерфейс. Запропонована архітектура орієнтована на гнучкість, масштабованість і здатність до навчання, що дозволяє системі ефективно адаптуватися до змін ринку й забезпечувати високоточні прогнози. Постановка задачі включає не лише технічні та алгоритмічні аспекти, а й питання взаємодії з користувачем, інтерпретованості результатів та економічної доцільності впровадження, що є передумовами для успішної реалізації системи.

По-четверте, на основі проведеного аналізу сформовано обґрунтований вибір підходів і технологій для розробки системи штучного інтелекту, що аналізує криптовалютні ринки. Обрані методи машинного навчання забезпечують ефективне прогнозування цін на основі часових рядів і реагування на динамічні зміни ринку. Індустріальний підхід до проєктування системи дозволяє створити масштабовану, надійну й економічно обґрунтовану архітектуру, яка включає автоматизацію збору, обробки та аналізу даних у реальному часі. Підбір відповідних технологій забезпечує гнучкість, швидкодію і легкість у розгортанні та модернізації системи. Використання сучасних фреймворків для реалізації чат-бота підвищує доступність аналітичних функцій для користувачів. Таким чином, запропоновані підходи і технології відповідають як функціональним, так і нефункціональним вимогам до СШІ, забезпечуючи її ефективну та надійну роботу в умовах високої волатильності криптовалютного ринку.

РОЗДІЛ 2 ХАРАКТЕРИСТИКА СШІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

2.1 Характеристика об'єкта дослідження

Як уже зазначалося, об'єктом дослідження в цій роботі є система штучного інтелекту, призначена для інтелектуального аналізу та прогнозування тенденцій на ринках криптовалют. Ринок криптовалют – це складна, динамічна, високо волатильна система з ознаками самоорганізації, що функціонує в глобальному цифровому середовищі. Цьому ринку характерні децентралізований характер, велика кількість учасників, відсутність централізованого регулювання та активне використання сучасних інформаційних технологій.

Ринок криптовалют є прикладом складної соціотехнічної системи, в якій взаємодіють технологічні інструменти (блокчейн, смарт-контракти, торгові платформи), економічні агенти (трейдери, інвестори, майнери, біржі) та інформаційні потоки (новини, аналітика, сигнали, тренди), що формують динаміку ринку. Висока чутливість до новин, вплив великих гравців, волатильність цін, а також швидкі коливання обсягів торгів роблять цей ринок складним для аналізу традиційними методами [10].

На відміну від класичних фінансових ринків, ринок криптовалют працює цілодобово, що значно ускладнює процес моніторингу та прогнозування без залучення автоматизованих інтелектуальних систем. Обсяг доступної інформації, включно з історичними біржовими даними, даними з блокчейнів, технічними індикаторами, а також неструктурованими джерелами (соціальні мережі, форуми, новини) створює потребу у застосуванні методів машинного навчання, аналізу великих даних та штучного інтелекту [10].

Особливістю об'єкта дослідження є також висока інтенсивність змін: нові криптовалюти, інноваційні протоколи, зміни у регуляторному середовищі, а також

вплив глобальних економічних чинників. У зв'язку з цим, ефективний аналіз ринку має спиратись на адаптивні, самооновлювані моделі, що здатні враховувати як кількісні, так і якісні характеристики процесів.

Дослідження ринку криптовалют вимагає врахування його багаторівневої структури, високої динамічності, великого обсягу інформації та постійної відкритості до зовнішніх впливів. Ці елементи доводять необхідність застосування сучасних систем штучного інтелекту, які самонавчаються, обробляють великі обсяги даних, виявляють приховані зв'язки, приймають динамічні рішення на ходу. На цьому ринку багато даних з шумом, тобто значна частина руху цін є просто випадковою, без явної економічної або технічної логіки. Ринок криптовалют має нелінійну природу, тому побудова надійної моделі прогнозування є складним завданням, оскільки традиційні методи аналізу, такі як лінійні методи, можуть не враховувати різноманітні залежності змінних. [10].

Дані для аналізу ринку криптовалют є дуже різноманітними. Часові ряди, що містять інформацію про ціни, обсяги торгів і фінансові показники, дозволяють виявляти загальні тенденції, волатильність і циклічні коливання ринку. Ончейн-метрики, що включають дані про транзакційну активність, динаміку гаманців і параметри блокчейн-мереж, надають глибший погляд на внутрішні процеси екосистем криптовалют. Крім того, текстові дані з новинних джерел та соціальних мереж відіграють важливу роль у розумінні настроїв учасників ринку, ідентифікації потенційних ризиків і відстеженні змін регуляторної політики.

Перед системами штучного інтелекту, що працюють із криптовалютним ринком, стоять важливі завдання. Серед ключових – виявлення аномалій у даних, таких як несподівані стрибки цін чи обсягів торгів, що можуть свідчити про маніпуляції або інші незвичні явища. Мультимодальність даних, тобто їхня різноманітність за форматом і походженням, вимагає комплексного підходу – інтеграції моделей, що можуть обробляти як часові ряди, так і ончейн-метрики й текстову інформацію.

Ще одним критичним аспектом є необхідність аналізу даних у режимі реального часу для своєчасного реагування на зміни на ринку. Це ставить вимогу перед ШІ-рішеннями бути не лише високопродуктивними, але й достатньо гнучкими для адаптації до нових умов.

2.2 Структура і характеристика СШІ та їх компонентів

Запропонована система штучного інтелекту має чітко визначену багаторівневу структуру, кожен рівень якої виконує окрему функціональну роль і взаємодіє з іншими через стандартизовані канали передачі даних. Така організація забезпечує цілісність функціонування системи, гнучкість та можливість подальшого розвитку.

Однією з ключових особливостей архітектури ШІ є його здатність до самонавчання та вдосконалення на основі накопиченого досвіду. Завдяки використанню підходів машинного навчання та елементів глибокого аналізу система з часом підвищує точність своїх прогнозів, адаптується до нових тенденцій і коригує алгоритми прийняття рішень. Це дає користувачам додаткову впевненість у результатах, що генеруються системою, а також знижує ризики, пов'язані з людським фактором або непередбачуваністю зовнішніх подій [11].

Важливою перевагою запропонованої структури є її відкритість до розширення та простота у модифікації. За необхідності до системи можна легко додати нові джерела даних, аналітичні модулі або сервіси підтримки прийняття рішень без необхідності повного редизайну. Це забезпечує довгострокову актуальність системи та її відповідність сучасним технологічним вимогам, а також дозволяє враховувати специфіку конкретного ринку або бізнес-середовища.

Ще однією важливою характеристикою є інтеграція в систему механізмів пояснюваності результатів. Сучасні системи штучного інтелекту не лише повинні бути здатними до точного прогнозування, але й повинні надавати користувачу обґрунтовані

пояснення щодо отриманих результатів. Завдяки цьому користувачі будуть краще розуміти логіку роботи системи, довіряти їй і використовувати її як надійний інструмент для підтримки прийняття фінансових рішень [12].

Для досягнення цілей дослідження і на основі аналізу існуючих на ринку ШІ рішень пропонується гібридна архітектура системи. Вона включає в собі використання класичних методів статистичного аналізу фінансових ринків з адаптацією до високоволативних часових рядів, методів інтелектуального аналізу даних та штучного інтелекту для тренування моделей прогнозування, модуля перевірки результатів прогнозування та модуля візуалізації даних.

Модуль збору та попередньої обробки даних інтегрує API криптовалютних бірж, агрегаторів новин, соціальних мереж та макроекономічних джерел. Він застосовує методи очищення та нормалізації даних для забезпечення їх якості та послідовності на основі наперед прописаних правил та ETL процесів.

Аналітичний модуль використовує глибокі нейронні мережі для аналізу історичних даних та прогнозування змін вартості активів. Даний модуль передбачає використання ансамблю моделей інтелектуального аналізу даних для роботи з часовими рядами.

Модуль перевірки якості прогнозування моделей штучного інтелекту відповідає за забезпечення точності налаштування інструментів інтелектуального аналізу даних. Цей елемент відіграє основну роль у процесах аналізу та прогнозування ринкових трендів в умовах підвищеної ризикованості, адже дозволяє своєчасно виявляти похибки прогнозування, оперативно адаптувати моделі до змін у ринковому середовищі та підвищувати загальну надійність прийнятих рішень. Застосування методів крос-валідації, оцінки відхилень та аналізу показників якості забезпечує об'єктивне вимірювання ефективності моделей, що особливо важливо для зменшення ймовірних фінансових втрат.

Вихідний рівень системи відповідає за подання результатів аналітичної обробки. Він формує прогнози, зокрема передбачення змін цін, визначення ринкових

трендів або оцінку рівня ризику. Для підвищення зручності користувачів результати можуть візуалізуватися у вигляді графіків, теплових карт чи інтерактивних панелей управління (дашбордів). Додатково вихідний рівень може пропонувати API-інтерфейси для інтеграції із торговими ботами, що дозволяє автоматизувати процес ухвалення рішень на основі аналітичних даних. Такий підхід забезпечує оперативну реакцію на ринкові зміни та сприяє реалізації стратегій високочастотної торгівлі. Компонент візуалізації даних та пояснювального аналізу, який забезпечує зрозуміле та інтуїтивне представлення результатів роботи системи (прогнозування) для користувача системи, що дозволяє підвищити швидкість прийняття рішень для ефективної торгівлі.

База знань забезпечує накопичення інформації про поведінку ринку, інвестиційні стратегії та результати моделювання. Вона реалізована як динамічна онтологія, яка оновлюється в режимі реального часу.

База даних зберігає історичні дані про криптовалюти, текстову інформацію з відкритих джерел для аналізу ринкових настроїв та трендів. Цей компонент повинен враховувати вимоги про швидкість запису інформації та швидкість обробки запитів, оскільки прогнозування ринкових трендів вимагає високої швидкості реакції та прогнозування.

Користувацький інтерфейс забезпечує прозорість роботи системи, дозволяє налаштовувати параметри аналізу, візуалізувати результати та отримувати пояснення до прогнозів. В контексті підтримки прийняття рішень і ефективності роботи із системою користувацький інтерфейс планується реалізувати у вигляді чат-боту, що забезпечує як швидкість користування системою так і ефективність роботи, оскільки зменшується кількість екранних форм та різних інтерфейсів в системі.

Таким чином, загальна архітектура СШІ інтелектуального аналізу ринку криптовалют представлена на рисунку 2.1

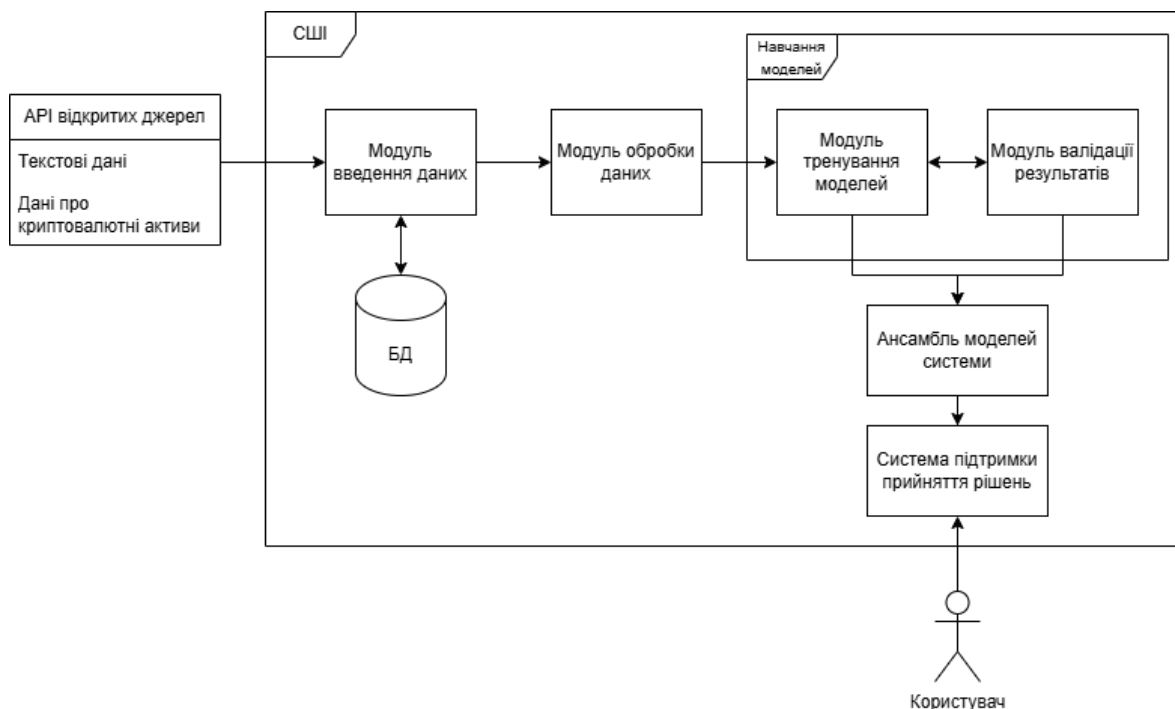


Рисунок 2.1 – Архітектура СШІ

Джерело – розроблено автором

Особливу увагу в структурі системи приділено компоненту адаптивного керування моделями. Він дозволяє автоматично оновлювати, перевіряти та перенавчати моделі на основі нових даних, визначати зміни в ринковій поведінці та ініціювати відповідні дії в інших модулях системи. Це забезпечує живу реакцію на зміни ринку та зменшує ймовірність "старіння" моделей, що є критичним для криптовалютного середовища.

Також у структурі передбачено сервіс оцінки ризиків, який використовує як історичні патерни волатильності, так і поточні дані для формування індикаторів ризику та тривожних сигналів. Це дозволяє приймати більш зважені рішення щодо інвестування чи виходу з позицій.

Інтеграція з зовнішніми системами, зокрема біржовими платформами (через API), новинними агрегаторами та сервісами блокчейн-аналітики реалізується через комунікаційний шлюз, що забезпечує узгоджений формат даних та безпечний обмін інформацією.

На логічному рівні система підтримує шар бізнес-логіки, в якому реалізуються алгоритми прийняття рішень на основі прогнозів, сигналів з моделей та заданих стратегій користувачів. Цей шар дозволяє реалізовувати як автоматичні стратегії (роботизовані трейдери), так і сценарії з елементами експертного аналізу.

2.3 Методи, моделі і моделювання процесів та елементів складних систем

Системи штучного інтелекту, призначені для аналізу криптовалютного ринку, застосовують різні алгоритми і підходи, що дозволяють здійснювати обробку даних, прогнозування та ідентифікацію ринкових тенденцій. На рисунку 2.2 представлено загальну схему методів ШІ, які можуть бути використані для аналізу та опрацювання даних у сфері криптовалют. Варто підкреслити, що до традиційних інструментів дослідження фінансових ринків належать класичні методи технічного аналізу та статистичні моделі, серед яких особливе місце займає модель ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) [12].



Рисунок 2.2 – Відношення між ШІ, Машинним Навчанням та Глибоким навчанням

Джерело – розроблено автором на основі [12]

До інтелектуальних підходів належать методи машинного навчання, серед яких можна виділити рекурентні нейронні мережі, алгоритми на основі дерев рішень і моделі трансформерів. Машинне навчання виступає одним із провідних засобів для моделювання складних процесів, що характерні для ринку криптовалют, і забезпечує отримання цінної аналітичної інформації для підтримки прийняття рішень. На рисунку 2.3 наведено приклади методів машинного навчання, які застосовуються для інтелектуального аналізу криптовалютного ринку.

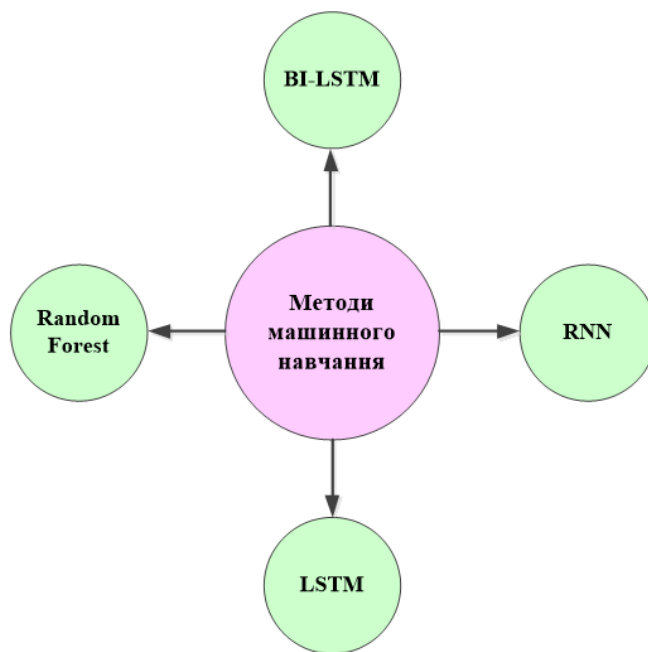


Рисунок 2.3 – Методи машинного навчання для інтелектуального аналізу ринку криптовалют

Джерело – розроблено автором на основі [12]

Одним з найпоширеніших підходів до прогнозування цін на криптовалюту є використання регресійних моделей. Зокрема, алгоритм ARIMA часто використовується для аналізу часових рядів, які включають історичні дані про зміни цін та обсяги торгів. Модель ARIMA дозволяє виявити короткострокові тенденції і залежності в даних, що допомагає будувати прогнози на основі минулої поведінки ринку. Однак такий підхід має обмеження при роботі з даними, що характеризується високою нелінійністю або складною структурою взаємозв'язків [13].

Під час реалізації системи використана наступна формула (1) моделі, яка позначається ARIMA(p, d, q),

$$y'_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y'_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

де:

y'_t – це ряд після d-того різницювання: $y'_t = \Delta^d y_t$;

ϕ_i – коефіцієнт AR частини;

θ_j – коефіцієнт MA частини;

ε_t – випадковий шум;

c – стала.

Рекурентні нейронні мережі (РНМ) є однією з основних архітектур для обробки часових рядів, що містять фінансові показники, такі як ціни і обсяги торгів. Основною перевагою РНМ є здатність зберігати залежності між послідовними стадіями даних, що робить їх доволі ефективними для прогнозування короткострокових змін. Однак класичні РНМ мають недолік задачі "зникаючий градієнт", що обмежує їх ефективність при обробці довгострокових послідовностей, оскільки важлива інформація про минулі події може бути втрачена. Для подолання цієї проблеми використовуються розширені модифікації, такі як довгострокова короткочасна пам'ять (ДКЧП), які здатні краще зберігати довгострокові залежності і підвищувати точність прогнозування [14].

Завдяки структурі своїх блоків, LSTM дозволяє більш ефективно обробляти дані на великих часових інтервалах, що досить важливо в умовах високої волатильності, раптових змін цін та інших характеристик крипторинку. Саме тому LSTM сьогодні вважається одним із найбільш перспективних інструментів для довгострокового прогнозування динаміки криптовалют [9].

Для проектування і тренування LSTM використані наступні математичні формули, які визначають комірки пам'яті (5, 7), основні входи (ворота) (2, 3, 6) де:

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f), \quad (2)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c), \quad (4)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t, \quad (5)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (6)$$

$$h_t = O_t * \tanh(C_t), \quad (7)$$

де:

x_t – вхідний вектор у момент часу t ;

h_{t-1} – прихований стан попереднього кроку;

C_{t-1} – стан пам'яті попереднього кроку;

W, b – базисні вектори;

σ – функція активації;

$\tanh$ – гіперболічний тангенс.

Алгоритми дерева рішень та їх варіанти ансамблю, такі як випадковий ліс, використовуються для класифікації ринкових тенденцій. Моделі дерева рішень створюють ієрархічні структури, які на основі заданих критеріїв визначають ринкові стани, такі як "висхідний тренд", "спадний тренд" або "плоский". Алгоритм Random Forest, який поєднує велику кількість дерев рішень, покращує точність класифікації шляхом колективного голосування або усереднення результатів окремих дерев. Цей підхід особливо ефективний при аналізі різних джерел даних, включаючи часові ряди, метрики по ланцюжку та текстову інформацію. Крім того, дерева рішень і випадковий ліс мають високу пояснюваність: вони дозволяють чітко визначити, які характеристики даних мають найбільший вплив на класифікацію, а які менш важливі в контексті аналізу, що важливо для обґрунтованого прийняття рішень [15].

Для задачі регресії моделі Random Forest використовується наступна формула (8):

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f_t(x) \quad (8),$$

де:

$\hat{f}(x)$ – остаточний прогноз моделі;

$f_t(x)$ – прогноз t -того дерева;

T – загальна кількість дерев у лісі.

Глибоке навчання також є одним з провідних методів сучасного аналізу ринку криптовалют, особливо коли мова йде про обробку великих обсягів інформації та складних взаємозв'язків між змінними. Використання нейромережевих архітектур дозволяє ефективно моделювати часові ряди, відстежувати довгострокові залежності і забезпечувати побудову прогнозів з високою точністю.

Розробка систем штучного інтелекту потребує комплексного підходу до аналізу, дослідження та синтезу її компонентів. Вибір методів дослідження визначається складністю поставленої задачі, структурою вхідних даних, а також функціональними особливостями окремих підсистем. Для побудови ефективної СШІ, що працює в умовах високої динаміки та нестабільності криптовалютного ринку, використовуються як класичні, так і сучасні методи штучного інтелекту.

На етапі дослідження системи важливим є формалізований аналіз предметної області, який реалізується через побудову інформаційної моделі ринку. Така модель дозволяє визначити основні вхідні параметри, їх залежності, критичні події та особливості впливу зовнішніх чинників. Для цього застосовуються методи системного аналізу, графічного моделювання, а також аналізу часових рядів. Зібрані дані класифікуються, нормалізуються та групуються для подальшої обробки.

Процес синтезу компонентів СШІ передбачає побудову модульної структури, в якій кожен компонент має чітко визначене функціональне призначення. Синтез виконується із застосуванням методів функціонального моделювання, зокрема IDEF0, DFD та UML-діаграм. Для модулів аналітики та прогнозування використовуються методи машинного навчання, що дозволяють навчати моделі на історичних даних та виявляти складні взаємозв'язки [16].

Для забезпечення адаптивності та самонавчання системи використовуються методи еволюційного синтезу, зокрема генетичні алгоритми та нейроеволюція. Ці методи дозволяють автоматично оптимізувати архітектуру моделей, параметри навчання та вибір найбільш ефективних ознак. У складних багатовимірних просторах

рішень також доцільним є застосування методів ансамблевого навчання, які поєднують результати кількох моделей для підвищення загальної точності прогнозу.

Таким чином, синтез компонентів СШІ базується на багаторівневому підході, де дослідження структури даних, визначення функціональних залежностей та навчання моделей відбувається у взаємозв'язаних етапах. Забезпечення зворотного зв'язку між результатами прогнозування та системою прийняття рішень дозволяє формувати адаптивну і стійку до змін архітектуру, здатну до вдосконалення в умовах реального функціонування.

Окрему роль у вивченні компонентів ШІ відіграють інтелектуальні методи, що дозволяють формалізувати експертні знання та трансформувати їх у структури, придатні для машинної обробки – правила, онтології, бази знань тощо. В рамках системи інтелектуального аналізу крипторинку використання таких підходів дозволяє накопичувати і систематизувати досвід попередніх рішень, а також надавати логічне пояснення результатів, що важливо для підтримки прийняття рішень в умовах підвищеного ризику.

Крім того, дослідження і синтез в ШІ здійснюється з урахуванням принципів когнітивного моделювання. Воно передбачає імітацію процесів, які характерні мисленню людини – сприйняття, аналіз, оцінки ризиків. Такий підхід особливо актуальний при створенні модулів, які аналізують настрої ринку на основі даних соціальних мереж або новин. Інтеграція когнітивних моделей дозволяє ШІ краще орієнтуватися в контекстних змінах, виявляти приховані ризики або панічні настрої, які можуть істотно вплинути на стан ринку.

Для підвищення надійності функціонування окремих компонентів застосовуються також методи формальної верифікації та валідації. Ці методи дозволяють дослідити поведінку системи при різних сценаріях вхідних даних, оцінити граничні умови, а також забезпечити відповідність логіки роботи системи очікуваним результатам. У процесі синтезу компонентів така верифікація дозволяє на ранніх

етапах виявляти потенційні помилки або конфлікти в архітектурі, що значно знижує ризики на етапі експлуатації.

Загалом, ефективний синтез компонентів СШІ є результатом глибокого попереднього аналізу, вибору відповідних методів дослідження, тестування гіпотез та впровадження механізмів зворотного зв'язку. Комплексне поєднання математичних, інформаційних, когнітивних та логічних підходів дозволяє формувати гнучкі, самонавчальні системи, здатні до роботи в умовах високої невизначеності, притаманної сучасним криптовалютним ринкам.

Діаграма прецедентів на рисунку 2.4 відображає загальну функціональну структуру системи штучного інтелекту для аналізу криптовалютного ринку. Вона демонструє взаємодію зовнішніх користувачів із ключовими функціональними можливостями системи, підкреслюючи основні сценарії використання, характерні як для кінцевих користувачів, так і для розробників або адміністраторів.

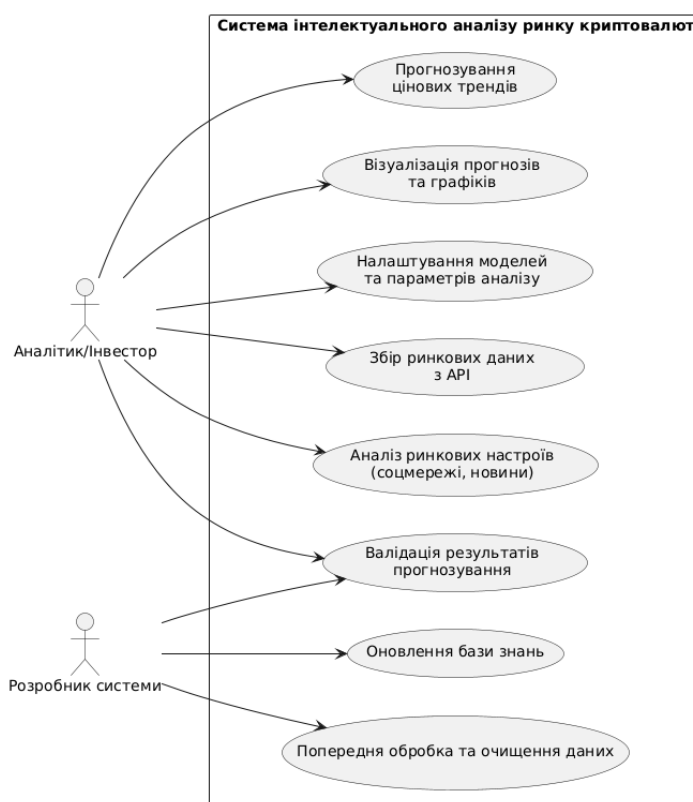


Рисунок 2.4 – Діаграма прецедентів ШІ аналізу ринку криптовалют

Джерело – розроблено автором на основі [16]

На діаграмі зображено два типи акторів: перший представляє користувача, який взаємодіє із системою для отримання прогнозів, аналізу ринку та прийняття рішень, другий – розробника або адміністратора, який відповідає за налаштування компонентів системи, оновлення знань і контроль якості моделей. Такий розподіл дозволяє чітко розмежувати обов’язки і типи доступу до функціоналу.

Сама система виконує ряд функцій, включаючи збір даних із зовнішніх джерел, їх первинну обробку, аналіз інформаційного середовища, побудову моделей прогнозування та перевірку їх точності. Крім того, система надає інструменти для візуалізації результатів та адаптації параметрів аналізу відповідно до потреб користувача. Таким чином, діаграма ілюструє не тільки архітектурну цілісність системи, але і її гнучкість, масштабованість і здатність адаптуватися до мінливих умов навколишнього середовища.

Діаграма IDEF0 на рисунку 2.5 відображає загальний контекст функціонування системи аналізу криптовалютного ринку. На верхньому рівні представлена основна функція – Інтелектуальний аналіз ринку криптовалют. Він моделюється як процес, який перетворює вхідні дані в корисну аналітичну інформацію, використовуючи певні механізми, які підлягають контролю за допомогою зовнішніх обмежень і стратегій.



Рисунок 2.5 – IDEF0 діаграма

Джерело – розроблено автором на основі [16]

Вхідні дані охоплюють інформацію з криптовалютних бірж, стрічок новин, соціальних мереж і макроекономічних джерел. Це є "сировиною" для подальшої обробки та аналізу.

Механізми – це засоби реалізації: прогнозні моделі, алгоритми машинного навчання, NLP-моделі та програмне забезпечення, що забезпечує обчислення, обробку та навчання моделей.

Контроль представляє зовнішні правила, обмеження, стратегічні підходи до аналізу – наприклад, вимоги до точності моделей, часові межі, або методики фінансового аналізу.

Вихід – це результат роботи системи: прогнози цін, аналітичні висновки, графіки, сигнали для прийняття інвестиційних рішень або інші візуальні й текстові звіти.

Ця діаграма зосереджується на функціональному призначенні системи без надмірного заглиблення у технічні деталі, показуючи логіку її роботи та взаємозв'язок між ключовими елементами.

У побудові ефективної і точної моделі ШІ оптимізація відіграє важливу роль. Вона забезпечує підвищення точності моделей, зменшення часу обчислень, адаптивність до зміни вхідних даних та ефективне використання обчислювальних ресурсів. Важливим є також вибір конкретних методів оптимізації, які будуть ефективними та дієвими в контексті моделей та даних. Вони повинні не лише допогти навчити продуктивну модель, але й забезпечити її стійкість до шуму, затримок, нестационарних процесів [17].

У системах, що працюють з часовими рядами, зокрема для прогнозування вартості криптовалют, доцільним є використання градієнтних методів оптимізації: Adam, RMSProp, Adagrad, які дозволяють адаптивно налаштовувати коефіцієнти навчання під час тренування глибоких нейронних мереж. Такі методи демонструють високу ефективність при роботі зі складними нелінійними моделями з великою кількістю параметрів [17].

У випадку багатокритеріальних задач, наприклад, коли потрібно досягти балансу між точністю прогнозу, часом виконання і стабільністю, доцільно застосовувати еволюційні алгоритми та метаевристичні підходи. Серед них – генетичні алгоритми, рій частинок, алгоритм імітації відпалу. Вони використовуються як на етапі відбору гіперпараметрів, так і для пошуку оптимальних архітектур моделей.

Регуляризація також є одним із методів оптимізації обчислень і запобігання перенавчання. L1 і L2 регуляризації, випадання, рання зупинка – все це може поліпшити узагальнюючі властивості моделей, особливо в тих випадках, коли дані неповні, шумні або надмірно змінні [17].

Крім того, використання Баєсової оптимізації є ефективним для автоматизованого налаштування гіперпараметрів моделі, особливо коли кожне тренування є обчислювально дорогим. Цей підхід дозволяє зменшити кількість ітерацій для досягнення найкращої продуктивності.

У контексті розробки ШІ для крипторинку також варто розглянути оптимізацію ресурсів – обчислення, пам'ять, час відгуку. Для цього використовуються методи розподілених обчислень, оптимізація дозування, а також стиснення моделей, квантування ваги та дистиляція знань [17].

Загалом, поєднання класичних методів оптимізації з сучасними машинними підходами дозволяє будувати гнучкі, ефективні та масштабовані компоненти СШІ. Це, в свою чергу, є передумовою для створення надійної та адаптивної системи аналізу ринку криптовалют в умовах нестабільності та великої кількості змінних факторів [17].

Якість, повнота, структурованість та релевантність даних безпосередньо впливають на якість моделювання, точність прогнозування та загальну стабільність системи. Одним із першочергових завдань є усунення шуму – непотрібних або випадкових коливань у даних, які не несуть цінної інформації, проте можуть вводити

модель в оману. Для цього застосовуються методи фільтрації, ковзні середні, згладжування часових рядів, а також алгоритми видалення статистичних викидів.

Ще одним важливим етапом є виявлення аномалій, які можуть свідчити про потенційні ринкові збої, маніпуляції або інші нестандартні ситуації. Алгоритми кластеризації (наприклад, DBSCAN), моделі ізоляції (Isolation Forest), автоенкодера та інші підходи дозволяють ефективно виявляти нетипову поведінку об'єктів у багатовимірному просторі.

Центральне місце серед методів оптимізації займає інженерія ознак (feature engineering) – процес створення нових, більш інформативних змінних із наявних сирих даних. Цей процес може включати обчислення технічних індикаторів, побудову логічних або контекстуальних ознак, агрегацію на різних часових масштабах, нормалізацію, а також категоризацію неперервних змінних. В умовах нестабільного фінансового ринку, добре спроектовані ознаки дозволяють моделі краще захоплювати приховані закономірності, знижуючи ймовірність помилкових рішень [18].

Інженерія ознак також передбачає вибір найбільш значущих змінних за допомогою статистичних методів (кореляційний аналіз, тестування гіпотез), а також автоматизованих алгоритмів, таких як метод зворотного вилучення ознак (RFE), дерева рішень, підвищення градієнтів або регресія LASSO. Зменшення кількості ознак не тільки підвищує ефективність моделі, але й знижує ризик перенавчання, полегшує інтерпретацію результатів, прискорює розрахунки [19].

Крім того, важливим елементом є аналіз розподілу даних, оцінка їх дисбалансу та застосування методів реземплінгу – зокрема, надмірної роздільної здатності або недостатньої роздільної здатності – для підвищення якості класифікації або прогнозування в умовах дисбалансу між класами. Це актуально для виявлення критичних ринкових ситуацій, які виникають рідко, але мають високу вартість помилки [20].

Таким чином, комплексна оптимізація вхідних даних є основою, на якій базується вся система III. Саме на цьому етапі закладені передумови для точного

прогнозування, надійної роботи алгоритмів і надійної підтримки прийняття рішень в складному і динамічному середовищі ринку криптовалют.

Важливо розуміти весь цикл обробки, збору та аналізу даних для системи ШІ інтелектуального аналізу ринку криптовалют, оскільки від правильності і точності роботи цих компонентів та етапів наряду залежить ефективність прогнозування та прийняття рішень на основі роботи системи. Правильна реалізація, впровадження, налаштування та підтримка цього процесу є важливою складовою методу оптимізації роботи СШІ.

Системи штучного інтелекту, особливо ті, що функціонують у динамічних середовищах, як-от криптовалютний ринок, потребують надійного та адаптивного управління. Під управлінням у контексті СШІ розуміється не лише контроль за процесами обробки, навчання та прийняття рішень, а й адаптація системи до змін зовнішнього середовища, регулювання параметрів роботи, визначення цілей і стратегій функціонування. Управління в СШІ базується на використанні як традиційних, так і інтелектуальних методів, здатних забезпечити стійкість і ефективність в умовах невизначеності та ризиків.

Основою управління є моделі зворотного зв'язку, які дозволяють оцінювати поточний стан системи і коригувати її поведінку відповідно до поставлених цілей. У контексті криптовалютного ринку це може бути реалізовано у вигляді механізмів автоматичного перегляду гіперпараметрів моделей, оновлення ваг або моделей перепідготовки при зміні ринкових умов. Наприклад, якщо відбудеться помітна зміна волатильності або тенденції ринку, система може ініціювати перебудову внутрішніх моделей для адаптації до нових умов.

У багатокомпонентному ШІ важливо будувати ієрархічні або багаторівневі моделі управління, де кожен рівень відповідає за окремий аспект функціонування: збір даних, обробку, прогнозування, перевірку, інтерпретацію, прийняття рішень. Це забезпечує модульність і масштабованість системи, дозволяє локалізувати проблеми і ефективно управляти складними процесами.

Використання інтелектуальних агентів як елементів управління дозволяє реалізувати автономність окремих модулів і їх взаємодію на основі онтологічних правил, систем правил виробництва або нечіткої логіки. Це підвищує гнучкість і адаптивність системи до швидко мінливих ринкових умов. Крім того, системи управління повинні враховувати людину в циклі прийняття рішень – реалізації можливості пояснень, візуалізації та взаємодії користувача з системою через прозорі інтерфейси.

Важливим інструментом управління є моніторинг і діагностика – постійне відстеження ефективності роботи моделей, виявлення збоїв, відхилень і деградації якості прогнозування. Для цього застосовуються метрики продуктивності, логування, алерти і навіть автономне самовідновлення моделей.

Таким чином, ефективне управління СШІ забезпечує її стабільність, адаптивність, масштабованість і точність функціонування в умовах високої динаміки ринку криптовалют. Поєднання класичних підходів до управління з методами машинного навчання і гнучкими архітектурними рішеннями дозволяє створювати дійсно інтелектуальні системи, здатні не лише реагувати, але й передбачати розвиток подій та коригувати свою стратегію в реальному часі.

На рисунку 2.6 представлено спрощену узагальнену модель управління системою штучного інтелекту, яка відображає основні етапи її функціонування в контексті забезпечення адаптивності, ефективності та надійності роботи в умовах динамічного середовища, такого як ринок криптовалют. Дана модель реалізує циклічний принцип управління, що базується на зворотному зв'язку та безперервному вдосконаленні системи.

Модель управління СШІ



Рисунок 2.6 – Модель управління СШІ

Джерело – розроблено автором

Першим етапом є встановлення цілей, де визначаються стратегічні та тактичні завдання, а також критерії оцінки результативності. Наступним етапом виступає моніторинг стану СШІ, який забезпечує постійне спостереження за роботою системи, збором операційних показників і стану внутрішніх компонентів. Це дозволяє вчасно виявляти відхилення або зниження ефективності.

На основі зібраної інформації проводиться аналіз результатів, який включає оцінку ефективності, точності прогнозу, актуальності вхідних даних, відповідності результатів встановленим цілям. У разі виявлення відхилень або змін зовнішнього середовища (наприклад, ринкових коливань) ініціюється адаптація моделей, яка передбачає переналаштування гіперпараметрів, оновлення навчальних зразків або застосування нових алгоритмів машинного навчання.

Завершальним етапом є функціонування ШІ, де система виконує свою основну роль – обробляє вхідні дані, генерує аналітичні висновки, прогнози або рекомендації.

Отримані результати знову входять в цикл зворотного зв'язку, що забезпечує динамічну саморегуляцію і постійне підвищення продуктивності системи.

Таким чином, запропонована модель демонструє загальну логіку управління складною інтелектуальною системою і може бути адаптована до різних завдань у сфері автоматизованого аналізу даних, прогнозування та прийняття рішень.

На рисунку 2.7 представлено узагальнену архітектуру програмного агента, що виконує функції управління в рамках системи штучного інтелекту. Дана архітектура реалізована у вигляді компонентної діаграми та відображає взаємозв'язки між основними функціональними модулями агента, а також зовнішніми елементами системи, з якими він взаємодіє.



Рисунок 2.7 – Функціонал та архітектура агента управління СШІ

Джерело – розроблено автором

Структура агента включає чотири ключові компоненти: інтерфейс користувача, агент прийняття рішень, моніторинг стану системи, аналіз продуктивності моделі та модуль адаптації моделі. Взаємодія з користувачем здійснюється через інтерфейс, який забезпечує налаштування параметрів, перегляд результатів і ініціювання процесів адаптації. Центральним елементом є "Агент з прийняття рішень", який

виступає координатором між іншими модулями, приймаючи рішення на основі інформації, отриманої від системи моніторингу та модуля аналізу.

Компонент "Моніторинг стану системи" постійно збирає інформацію з сенсорних модулів, пов'язаних з функціонуванням ШІ, що дозволяє оперативно реагувати на зміни в навколишньому середовищі або поведінці системи. Зібрані дані передаються модулю "Аналіз продуктивності моделей", який використовує журнал результатів для оцінки ефективності інтелектуальних алгоритмів і виявлення можливих відхилень або зниження точності прогнозування.

При необхідності "Модуль адаптації моделей" ініціює процес перепідготовки або тюнінгу моделей за допомогою "Менеджер навчання моделей", який працює зі спеціалізованим навчальним сховищем даних. Така конструкція забезпечує реалізацію механізмів адаптивного управління, критично важливих в умовах високої динамічності, наприклад, на криптовалютному ринку. Крім того, агент має доступ до бази знань, яка виступає джерелом накопиченої інформації та правил, необхідних для прийняття обґрунтованих рішень. Ця база дозволяє враховувати контекст, попередній досвід і стратегічні пріоритети системи при ухваленні управлінських дій.

Запропонована архітектура відображає логічну та функціональну організацію агента управління і може бути реалізована як окремий програмний компонент, вбудований до більш широкої інтелектуальної системи. Вона забезпечує модульність, масштабованість та адаптивність у процесі автоматизованого управління складними системами, зокрема у сфері прогнозування та аналізу криптовалютних ринків.

2.4 Висновки до Розділу 2

По-перше, було детально розглянуто об'єкт дослідження. Проведено опис ключових характеристик криптовалютного ринку як складної соціотехнічної системи,

проаналізовано його структуру, динамічність, децентралізованість та особливості інформаційного середовища. Визначено основні типи даних, що використовуються для аналізу ринку, а саме часові ряди, ончейн-метрики, текстові джерела, а також окреслено виклики, з якими стикаються інтелектуальні системи при роботі в цьому середовищі, зокрема обробка шумових і мультимодальних даних, необхідність функціонування в режимі реального часу та адаптивність до швидких змін. Окреслено специфічні вимоги до ШІ-систем, які мають забезпечити комплексний підхід до аналізу та прийняття рішень у високонестабільному середовищі крипторинку.

По-друге, було представлено архітектуру запропонованої системи штучного інтелекту для аналізу криптовалютного ринку, що базується на багаторівневій модульній структурі. Детально описано функціональні компоненти системи: модуль збору та обробки даних, аналітичний модуль з використанням глибокого навчання, модуль валідації результатів, підсистему візуалізації, базу знань і даних, а також користувацький інтерфейс у вигляді чат-бота. Було також представлено підсистеми адаптивного керування моделями, оцінки ризиків і логіки прийняття рішень. Особливу увагу приділено здатності системи до самонавчання, адаптації до ринкових змін та забезпечення пояснюваності результатів. Також визначено канали інтеграції з зовнішніми джерелами та платформами через API. Таким чином, створено цілісну, гнучку та масштабовану архітектуру, придатну для ефективного прогнозування та підтримки рішень на крипторинку.

По-третє, досліджено різні методи та моделі, які використовуються для аналізу криптовалютного ринку за допомогою систем штучного інтелекту. Зокрема, розглянуто класичні підходи, такі як модель ARIMA, а також сучасні методи машинного навчання, включаючи рекурентні нейронні мережі, LSTM, дерева рішень та їх ансамблі, які дозволяють ефективно прогнозувати зміни на ринку. Було також визначено значення глибокого навчання та когнітивного моделювання в розробці адаптивних систем для аналізу настроїв ринку, враховуючи вплив соціальних мереж і новин. Для побудови таких систем необхідний комплексний підхід, що включає синтез

компонентів на основі математичних, когнітивних і логічних моделей, а також застосування методів оптимізації для підвищення ефективності прогнозів і адаптивності систем до змін в умовах високої волатильності криптовалютного ринку.

РОЗДІЛ 3 РОЗРОБЛЕННЯ ПРОЄКТНИХ РІШЕНЬ

3.1. Проєктування бази знань для системи прийняття інтелектуальних рішень та управління

База знань у системі підтримки прийняття рішень для криптовалютного ринку відіграє ключову роль, адже вона є ядром, яке забезпечує роботу інших компонентів, таких як вирішувач і підсистема пояснень. Для ефективного функціонування система повинна містити структуровану та оптимізовану базу знань, яка враховує специфіку предметної області – криптовалютного ринку.

Дані криптовалютного ринку характеризуються високою динамічністю, великою кількістю взаємозалежних змінних та необхідністю врахування зовнішніх факторів. Основні елементи предметної області включають:

1. **Історичні дані про ціни активів.** Вони складаються з часових рядів, які відображають зміну вартості активів протягом часу.
2. **Обсяги торгівлі.** Визначають активність трейдерів та інвесторів у кожен момент часу.
3. **Дані про попит і пропозицію.** Включають заявки на купівлю чи продаж активів, які є основою для аналізу ліквідності ринку.
4. **Новини та події.** Сюди входять публікації про регуляторні зміни, технологічні оновлення чи інші важливі події, що впливають на вартість криптовалют.
5. **Фінансові індикатори.** Це технічні метрики, такі як ковзні середні, індекси відносної сили та обсяги торгів, які використовуються для аналізу ринку.

	name	code	price	market_cap	circulating_supply	limit_supply	basic_information	initial_release
0	Bitcoin	BTC	40489.7600	7.684140e+11	19008968 BTC	21000000	https://en.wikipedia.org/wiki/Bitcoin	2009.0
1	Ethereum	ETH	3028.0700	3.636100e+11	120337497 ETH	NaN	https://en.wikipedia.org/wiki/Ethereum	2015.0
2	Tether	USDT	1.0000	8.256138e+10	82534930597 USDT	NaN	NaN	NaN
3	Binance Coin	BNB	402.3900	6.631336e+10	165116761 BNB	NaN	https://www.binance.com/en	2017.0
4	USD Coin	USDC	0.9999	5.076033e+10	50775064050 USDC	NaN	NaN	NaN
...	...	...	...	...	...	...	...	...
78	Dash	DASH	102.8700	1.093739e+09	10670582 DASH	NaN	NaN	NaN
79	Basic Attention Token	BAT	0.6992	1.046690e+09	1499204735 BAT	NaN	NaN	NaN
80	Curve DAO Token	CRV	2.2000	1.037045e+09	472211772 CRV	NaN	NaN	NaN
81	Arweave	AR	30.5700	1.016909e+09	33394701 AR	NaN	NaN	NaN
82	Neutrino USD	USDN	0.9772	1.001502e+09	1025293991 USDN	NaN	NaN	NaN

83 rows x 14 columns

Рисунок 3.1 – Огляд набору даних для США

Джерело [21]

Основою для аналізу є принципи комплексного опрацювання даних та застосування моделей штучного інтелекту для їх інтерпретації:

1. **Збирання та очищення даних.** Система отримує дані з різноманітних джерел, таких як API бірж чи новинні ресурси. Першим етапом є очищення даних від шуму, відсутніх значень та аномалій, що забезпечує високу якість аналізу.

2. **Формалізація знань.** Дані представляються у вигляді структур, які зручно обробляти. Наприклад, ринкові дані можуть бути описані через фрейми, що включають атрибути, такі як ціна, обсяг торгівлі, час, тип активу тощо.

3. **Моделювання рішень.** За допомогою логічних моделей або правил система аналізує зв'язки між даними. Наприклад, правила можуть описувати вплив новин про регуляторні обмеження на короткострокові зміни ціни.

4. **Інтерактивна перевірка результатів.** Користувач може вносити корективи до правил аналізу, адаптуючи їх під конкретні завдання.

Для опису бази знань використовується продукційна модель, яка представляє знання у вигляді набору правил "якщо-то". Цей підхід є зручним для моделювання складних залежностей у даних криптовалютного ринку:

- якщо обсяг торгів значно зростає за короткий час і одночасно з цим з'являються позитивні новини, то прогнозується зростання ціни активу;
- якщо кількість заявок на продаж перевищує кількість заявок на купівлю на 20 %, ціна активу може знизитися.

Для реалізації продукційної моделі та інформаційної системи обрана мова Python3, яка дозволяє легко формалізувати правила та інтегрувати їх із сучасними аналітичними платформами. Python підтримує масштабовані бази правил, інтеграцію з джерелами даних та автоматичну оптимізацію роботи правил.

До принципів аналізу даних можна віднести:

1. **Реальність і релевантність.** Дані повинні бути актуальними, оскільки криптовалютний ринок змінюється в реальному часі. В контексті криптовалютного ринку важливо безперервно отримувати нові дані про ціни і стан ринку.

2. **Інтеграція множинних джерел.** Система враховує як технічні індикатори, так і новинні фактори, що дає комплексний погляд на ринок. Також важливо отримувати дані про конкретні криптовалютні активи, оскільки вони можуть бути присутні в різних джерелах.

3. **Ітеративність.** Прогнози формуються у кілька етапів: початковий аналіз даних, оцінка моделей, уточнення прогнозів на основі нових даних.

4. **Адаптивність.** База знань постійно оновлюється та модифікується, враховуючи зміни в ринковій ситуації чи поведінці користувачів.

Таким чином, база знань будується з урахуванням складності криптовалютного ринку, забезпечуючи надійний фундамент для аналізу, прогнозування та формування рекомендацій. Вона дозволяє інтегрувати багатofакторні дані, адаптувати правила до потреб користувачів і забезпечувати ефективну підтримку прийняття рішень.

Інформаційне забезпечення розроблюваної СШІ включає створення бази даних, що буде зберігати важливу інформацію про користувачів, баланси, ордери, транзакції та історію цін. Для реалізації цієї бази даних вибрано систему керування базами даних MongoDB, яка забезпечує високу продуктивність, масштабованість та надійність[22].

Створення бази даних починається з визначення структури даних та моделей, які будуть використовуватися в системі. В нашому випадку це колекції: "users", "balances", "orders", "transactions", "price_history", "cryptocurrencies". Кожна колекція має свої атрибути, що описують відповідні об'єкти.

Users колекція включає інформацію про користувачів системи: "user_id", "username", "email", "password_hash", "created_at", "updated_at".

Balances колекція містить дані про баланси криптовалют користувачів: "user_id", "currency", "amount".

Orders колекція зберігає інформацію про ордери: "order_id", "user_id", "order_type", "currency_pair", "price", "amount", "status", "created_at", "updated_at".

Transactions колекція містить дані про транзакції: "transaction_id", "order_id", "user_id", "currency_pair", "price", "amount", "total", "status", "created_at".

Cryptocurrencies колекція зберігає дані про назви токенів.

Організація збору і передання первинної інформації включає два основні етапи:

1. Збір даних. Інформація про користувачів збирається під час реєстрації та аутентифікації. Дані про баланси оновлюються при кожній транзакції або зміні стану ордерів. Ордери та транзакції створюються користувачами під час торгівлі. Історія цін збирається з зовнішніх джерел даних (API криптовалютних бірж) та зберігається для аналізу ринкових трендів.

2. Передача даних. Вона здійснюється через API, що забезпечує взаємодію клієнтських додатків із серверною частиною системи. API використовує протокол HTTPS для захисту даних під час передання.

Використання реалізованої бази даних (рисунок 3.2) для системи інтелектуального аналізу криптовалют може бути використана для подальшої інтеграції з системами криптовалютного трейдингу і криптовалютних бірж. Колекції бази даних зберігають інформацію про користувачів, їх баланси, ордери та транзакції, що дозволяє легко інтегрувати систему аналізу в систему криптовалютної торгівлі. Перш за все реалізований механізм шардингу та балансування трафіку дозволяє системі, яка використовує MongoDB ефективно працювати в умовах високого навантаження і високодинамічного ринку криптовалют.

```
{
  "users": [
    {
      "user_id": "1",
      "username": "john_doe",
      "email": "john@example.com",
      "password_hash": "hashed_password",
      "created_at": "2023-06-01T12:00:00Z",
      "updated_at": "2024-06-01T12:00:00Z"
    },
    {
      "user_id": "2",
      "username": "jane_doe",
      "email": "jane@example.com",
      "password_hash": "hashed_password",
      "created_at": "2023-06-02T12:00:00Z",
      "updated_at": "2024-06-02T12:00:00Z"
    },
    {
      "user_id": "3",
      "username": "max_pain",
      "email": "max@example.com",
      "password_hash": "hashed_password",
      "created_at": "2023-06-02T12:00:00Z",
      "updated_at": "2024-06-02T12:00:00Z"
    }
  ]
}
```

Рисунок 3.2 – Колекція користувачів MongoDB

3.2. Розроблення користувацького інтерфейсу. Елементи та структура

Обрання чат-бот архітектури обумовлено вимогою забезпечити зручність, швидкість і доступність для користувачів. Завдяки використанню діалогового формату

взаємодії, система надає можливість отримувати результати аналітики, налаштовувати параметри прогнозування, здійснювати управління моделями та отримувати пояснення до прогнозів у простій і зрозумілій формі без потреби у складних графічних елементах. Крім того, така організація інтерфейсу сприяє підвищенню ефективності користування системою за рахунок мінімізації часу на навчання користувачів і спрощення інтеграції у бізнес-процеси.

Структура інтерфейсу передбачає наявність логічно виділених елементів: модуля введення запитів, модуля обробки та маршрутизації діалогів, системи виведення відповідей та рекомендацій, а також механізмів візуалізації ключових результатів у вигляді інтерактивних повідомлень, графіків або коротких текстових пояснень. Передбачено також інтеграцію із зовнішніми базами даних, платформами обробки запитів у реальному часі та системами моніторингу, що забезпечує комплексну підтримку функціонування чат-боту в середовищі високої динамічності інформаційних потоків.

У наступних пунктах буде докладно розглянуто елементи користувацького інтерфейсу, їхню функціональність та принципи побудови структури для забезпечення максимальної ефективності взаємодії користувача із системою.

Користувацький інтерфейс чат-бота системи інтелектуального аналізу ринку криптовалют повинен забезпечувати інтуїтивно зрозумілий і ефективний зв'язок між користувачем і системою. Механізм взаємодії передбачає використання природної мови через текстовий чат, що дозволяє користувачам взаємодіяти з ботом без необхідності знати складні команди або спеціалізовані терміни.

Чат-бот підтримує формат запиту і відповіді, де користувач вводить питання або запит на конкретну інформацію. Система обробляє запит, аналізує дані з бази знань, забезпечує точні і зрозумілі результати. Мова дій включає в себе не тільки відповіді на запити користувачів, але і надання інструкцій або порад для наступних кроків, а також рекомендації щодо подальших дій на основі прогнозів або аналізу.

Для відображення інформації в чат-боті використовується текст, а також графічні елементи, такі як діаграми, графіки і таблиці, які можна вставити в чат як зображення. Наприклад, бот може надавати прогнози в графічній формі, що робить інформацію більш зрозумілою для користувачів. Бот також може надавати статистику, аналіз або порівняння за допомогою простих текстових повідомлень або структурованих блоків інформації. Крім того, кнопки можуть використовуватися для переходу в інші частини системи або виконання конкретних дій (наприклад, уточнення запиту або вибору іншого варіанту).

До інтерфейсу системи було визначено наступні вимоги:

1. **Стиль інтерфейсу.** Інтерфейс чат-бота повинен бути мінімалістичним і простим у використанні, з чітким текстом і структурованими відповідями. Бот має забезпечувати плавне і логічне протікання діалогу. Повідомлення повинні бути короткими, ясними і по суті, щоб користувач не втрачав час на пошук потрібної інформації. Важливі моменти, як-то ключові дії чи попередження, можна виділяти жирним шрифтом або іншим стилем.

2. **Проекти екрану.** Бот буде надавати повідомлення у вигляді тексту або зображень у вигляді графіків або діаграм, вбудованих в чат. Оскільки платформа Telegram обмежує можливості дизайну екрану, головний акцент робиться на зручність читання та простоту сприйняття.

3. **Послідовність роботи користувача з програмним забезпеченням.** Початковий екран чату міститиме привітання та запит про ціль користувача: наприклад, запит на отримання прогнозу або запит на аналітику ринку. Після цього бот надає відповіді, орієнтуючись на введену команду, пропонуючи уточнення або додаткову інформацію, якщо це необхідно. Користувач також може запитати поради або інструкції по роботі з системою.

4. **Використання кольорів, ліній і графіків.** Для полегшення розуміння складних даних бот буде використовувати кольорові графіки та діаграми, переважно з яскравими, контрастними кольорами, що дозволяє легко відрізнити різні елементи на

графіку (наприклад, зростання чи падіння цін). Бот використовуватиме кольори для підкреслення важливих даних: зелені для позитивних результатів, червоні для негативних чи попереджень.

5. Піктограми і символи. Для підвищення зручності використання та додавання інтуїтивної наочності можуть бути застосовані піктограми, що відображають категорії інформації (наприклад, піктограми для фінансових показників, трендів, або попереджень). Це дозволяє користувачеві швидко орієнтуватися в контексті повідомлень. Наприклад, значок графіка або діаграми для прогнозів, або іконка питання для допомоги чи інструкцій.

6. Альтернативні пристрої введення/виведення. Для зручності користувачів, які використовують альтернативні методи введення, чат-бот на платформі Telegram має бути адаптованим до голосових команд. Таким чином, користувачі можуть просто записати голосове повідомлення із запитом або для отримання результатів, що зручно для людей з обмеженими можливостями.

Користувацький інтерфейс (рисунок 3.3) чат-бота має бути простим і доступним для будь-якого користувача, незалежно від його технічної підготовки, щоб забезпечити ефективну взаємодію з системою підтримки прийняття рішень для криптовалютного ринку.

Лістинг 3.1 імпортує кілька бібліотек та модулів для реалізації Telegram-бота, що аналізує та візуалізує фінансові дані.

Лістинг 3.1

```
import matplotlib
matplotlib.use('Agg')
import telebot
import yfinance as yf
import matplotlib.pyplot as plt
import io
from telebot.types import InlineKeyboardMarkup, InlineKeyboardButton
```

```
from difflib import get_close_matches
import pandas as pd
from statistics import mean
```

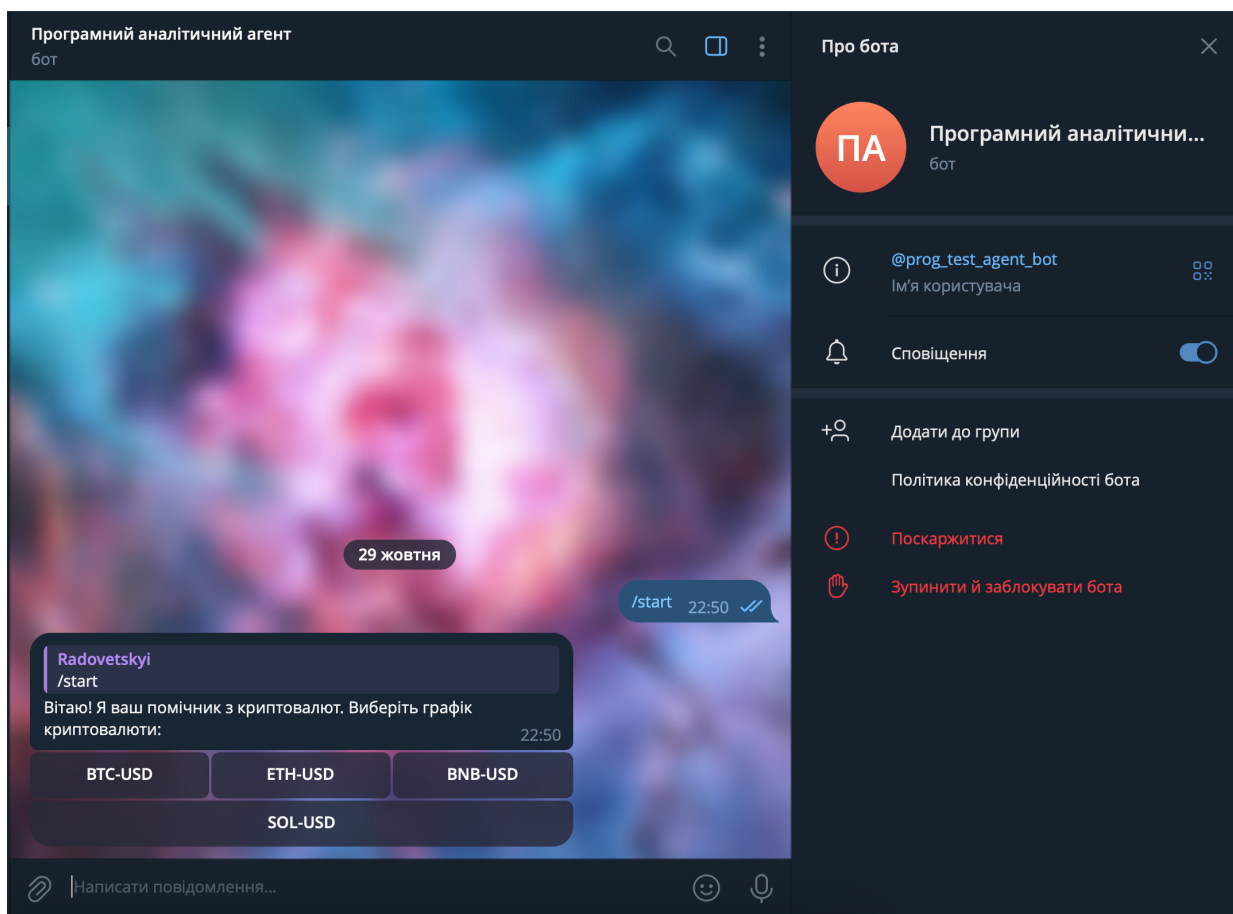


Рисунок 3.3 – Запуск програмного продукту

Джерело – розроблено автором

Бібліотека `matplotlib` використовується для побудови графіків. Команда `matplotlib.use('Agg')` активує бекенд для збереження графіків у файли без відображення на екрані, що є необхідним у серверних додатках. Бібліотека `telebot` надає інструменти для створення Telegram-бота та взаємодії з користувачами. Через неї імпортуються класи `InlineKeyboardMarkup` та `InlineKeyboardButton` для створення інлайн-клавіатури, яка дозволяє користувачам швидко вибирати опції для аналізу.

Імпортована бібліотека `yfinance` забезпечує доступ до фінансових даних з Yahoo Finance, що дає змогу ботові завантажувати історичні ціни криптовалют.

matplotlib.pyplot забезпечує функціональність для побудови графіків, зокрема лінійних, що використовуються для візуалізації даних. Модуль io дає можливість зберігати графіки у буфері пам'яті у форматі PNG для подальшої передачі користувачеві через бот. Бібліотека difflib і функція get_close_matches допомагають реалізувати інтелектуальний пошук схожих запитів, що дозволяє надавати користувачам релевантні відповіді на їхні питання на основі завантаженого FAQ.

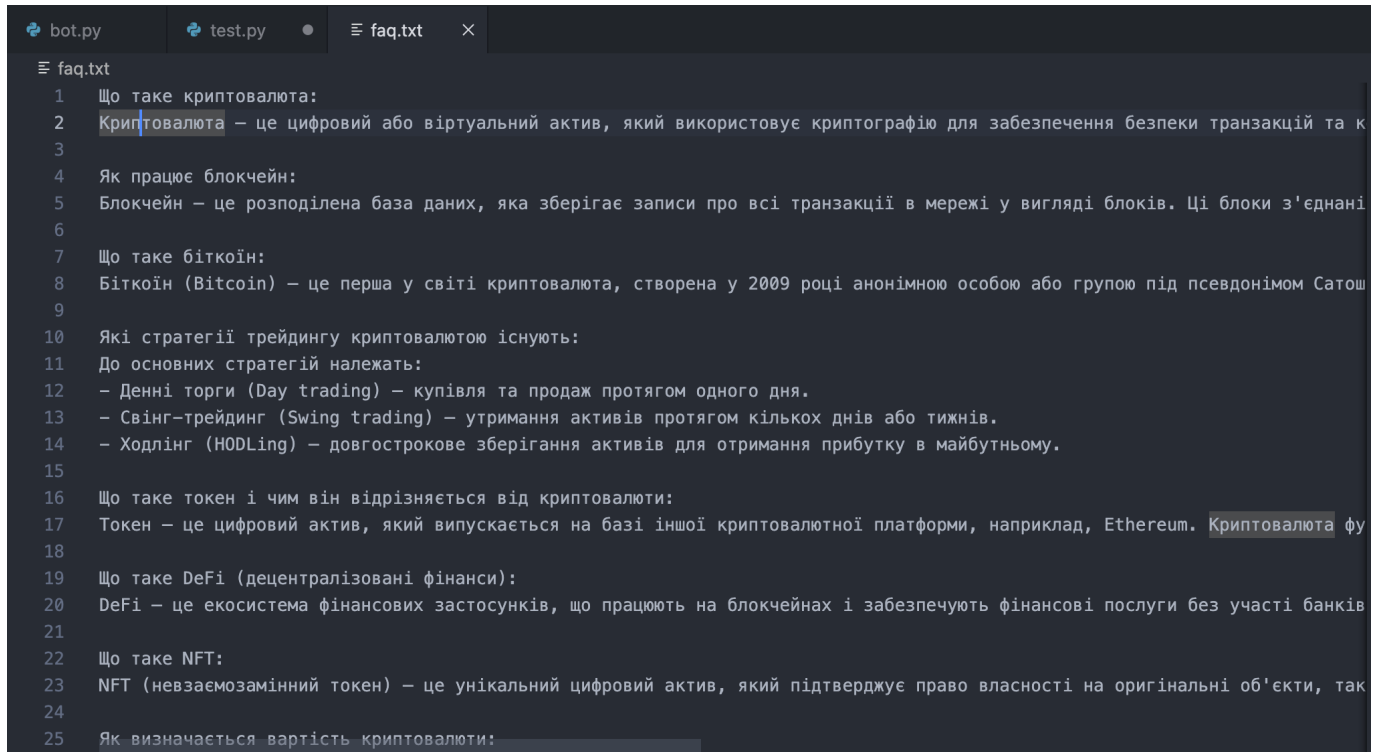
Бібліотека pandas використовується для обробки табличних даних, таких як історичні ціни активів. Ця бібліотека дозволяє ефективно працювати з великими масивами даних і обчислювати необхідні показники. Крім того, з модуля statistics імпортується функція mean, яка використовується для розрахунку середньої ціни активу за вибраний період. Загалом цей код створює інтегровану платформу для Telegram-бота, що дозволяє не лише отримувати фінансові дані та будувати графіки, а й зручно взаємодіяти з користувачами, надаючи їм інформаційні відповіді та аналітичні інструменти в реальному часі.

Лістинг 3.2 ініціалізує Telegram-бота за допомогою API-ключа та завантажує базу знань (рисунки 3.4) з FAQ із текстового файлу.

Лістинг 3.2

```
# Ініціалізація бота з API-ключем
API_KEY = SECRET_API
bot = telebot.TeleBot(API_KEY)
# Завантаження FAQ з файлу
def load_faq_data(file_path="faq.txt"):
    with open(file_path, "r", encoding="utf-8") as f:
        content = f.read()
    faq = {}
    sections = content.split("\n\n")
    for section in sections:
        lines = section.split(":\n", 1)
        if len(lines) == 2:
            question, answer = lines
            faq[question.strip()] = answer.strip()
    return faq
```

На початку оголошується змінна `API_KEY`, яка містить унікальний ключ для автентифікації та підключення бота до Telegram-сервера. Далі створюється об'єкт бота за допомогою конструктора `telebot.TeleBot(API_KEY)`, що надає функціональні можливості для обробки повідомлень і команд користувачів у месенджері.



```

1  Що таке криптовалюта:
2  Криптовалюта – це цифровий або віртуальний актив, який використовує криптографію для забезпечення безпеки транзакцій та к
3
4  Як працює блокчейн:
5  Блокчейн – це розподілена база даних, яка зберігає записи про всі транзакції в мережі у вигляді блоків. Ці блоки з'єднані
6
7  Що таке біткоїн:
8  Біткоїн (Bitcoin) – це перша у світі криптовалюта, створена у 2009 році анонімною особою або групою під псевдонімом Сатош
9
10 Які стратегії трейдингу криптовалютою існують:
11 До основних стратегій належать:
12 – Денні торги (Day trading) – купівля та продаж протягом одного дня.
13 – Свінг-трейдинг (Swing trading) – утримання активів протягом кількох днів або тижнів.
14 – Ходлінг (HODLing) – довгострокове зберігання активів для отримання прибутку в майбутньому.
15
16 Що таке токен і чим він відрізняється від криптовалюти:
17 Токен – це цифровий актив, який випускається на базі іншої криптовалютної платформи, наприклад, Ethereum. Криптовалюта фу
18
19 Що таке DeFi (децентралізовані фінанси):
20 DeFi – це екосистема фінансових застосунків, що працюють на блокчейнах і забезпечують фінансові послуги без участі банків
21
22 Що таке NFT:
23 NFT (невзаємозамінний токен) – це унікальний цифровий актив, який підтверджує право власності на оригінальні об'єкти, так
24
25 Як визначається вартість криптовалюти:

```

Рисунок 3.4 – Створення Базы Знаний

Джерело – розроблено автором

Функція `load_faq_data` відповідає за завантаження та обробку текстового файлу, який містить питання та відповіді. Вона відкриває файл за вказаним шляхом (за замовчуванням "faq.txt") з використанням кодування UTF-8 для коректної обробки символів. Вміст файлу читається у вигляді рядка, який розбивається на секції за подвійним символом нового рядка `\n\n`. Кожна секція містить одне питання та відповідь, розділені символами `:\n`. Якщо під час розділення секції отримано дві частини, вони вважаються питанням та відповіддю, які додаються до словника `faq`. Ключем у словнику виступає питання, а значенням – відповідь, обидва обрізані від

зайвих пробілів. Після завершення обробки функція повертає заповнений словник, що використовується ботом для пошуку та надання відповідей на запити користувачів.

Інтерфейс чат-бота описується через функціонал, що реалізується в програмному коді, і відображається у вигляді запитів користувача. Кожна функція інтерфейсу відповідає за обробку певного запиту, аналіз даних або надання результату користувачу. Взаємодія з ботом через чат будується таким чином, що кожен запит користувача ініціює певну функцію в системі (рисунок 3.5), яка обробляє введені дані та надає відповідь у вигляді тексту, графіки або таблиці. Усі запити та команди виконуються на основі заданих параметрів і відображаються у чаті, зберігаючи послідовність діалогу.

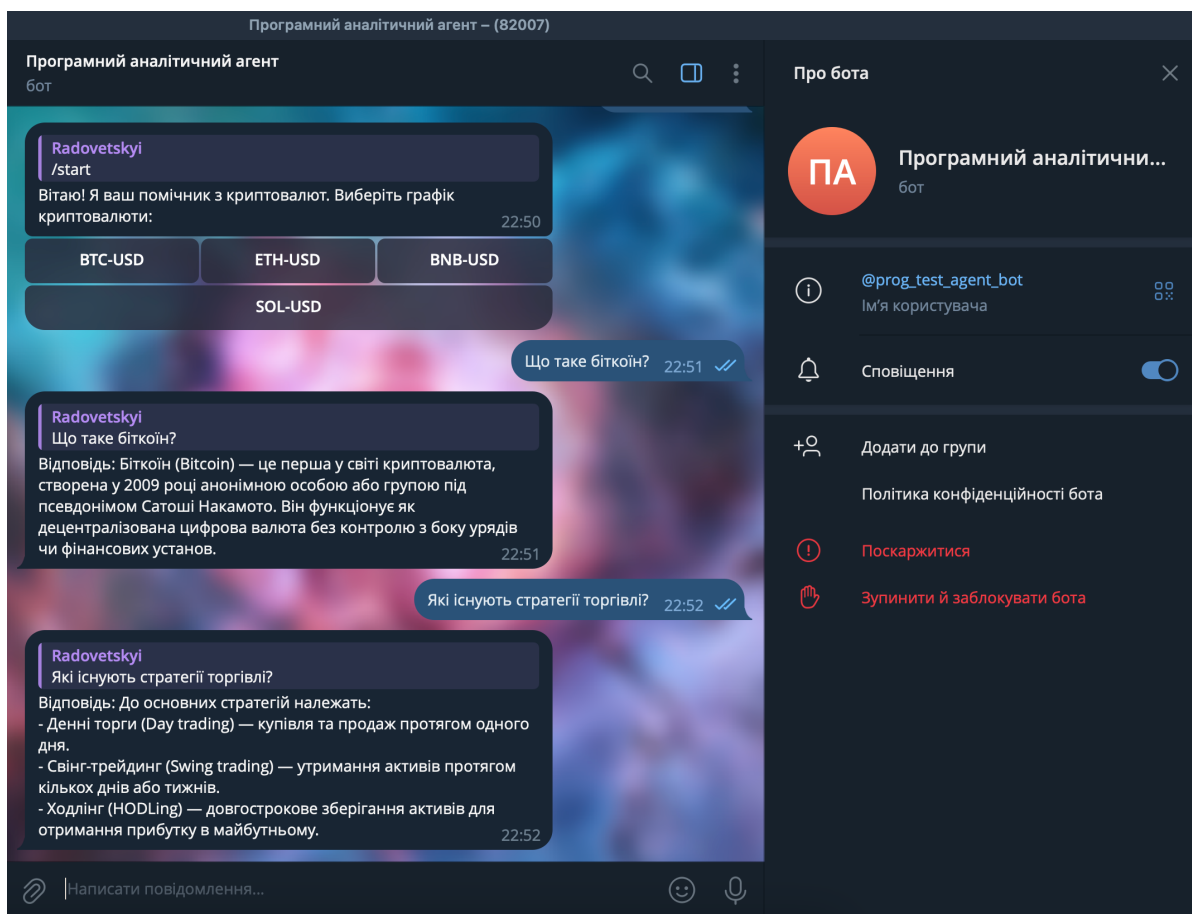


Рисунок 3.5 – Зміна станів та робота програмного продукту

Джерело – розроблено автором

Наступні частини програмного коду, представлені в Додатку А, демонструють реалізацію основних елементів користувацького інтерфейсу чат-бота, зокрема: функціонал для введення даних користувачем, обробка цих даних системою, виведення результатів та інтерактивні елементи, такі як кнопки та посилання. Запит користувача є тригером для виконання відповідної функції, яка потім визначає, яке повідомлення або результат надавати користувачу, включаючи інформацію про прогнози на основі даних, візуалізації, а також роз'яснення щодо подальших кроків або можливостей взаємодії з ботом.

Реалізація інтерфейсу для СШІ на основі чат-бота має певні відмінності від традиційного проектування екранних форм програмних продуктів, оскільки взаємодія з користувачем здійснюється через текстові повідомлення та командні запити. Це означає, що функціонал користувацького інтерфейсу закодовано у вигляді скриптів, що здійснюють автоматичну обробку запитів користувачів, їх аналіз та видачу результатів у зручному текстовому форматі. У свою чергу, для більш зручної взаємодії інтерфейс підтримує вбудовані елементи, такі як кнопки для вибору варіантів або отримання конкретної інформації, що додатково полегшує процес взаємодії з системою.

Отже, кожен запит, зроблений користувачем у чаті, ініціює функцію, яка здійснює обробку і надає відповідь у вигляді тексту, графіки чи таблиці (рисунок 3.6). Такий підхід дозволяє створити адаптивний, простий у використанні інтерфейс, де кожен елемент системи зв'язується з конкретним сценарієм взаємодії, що задовольняє потреби користувача в режимі реального часу.

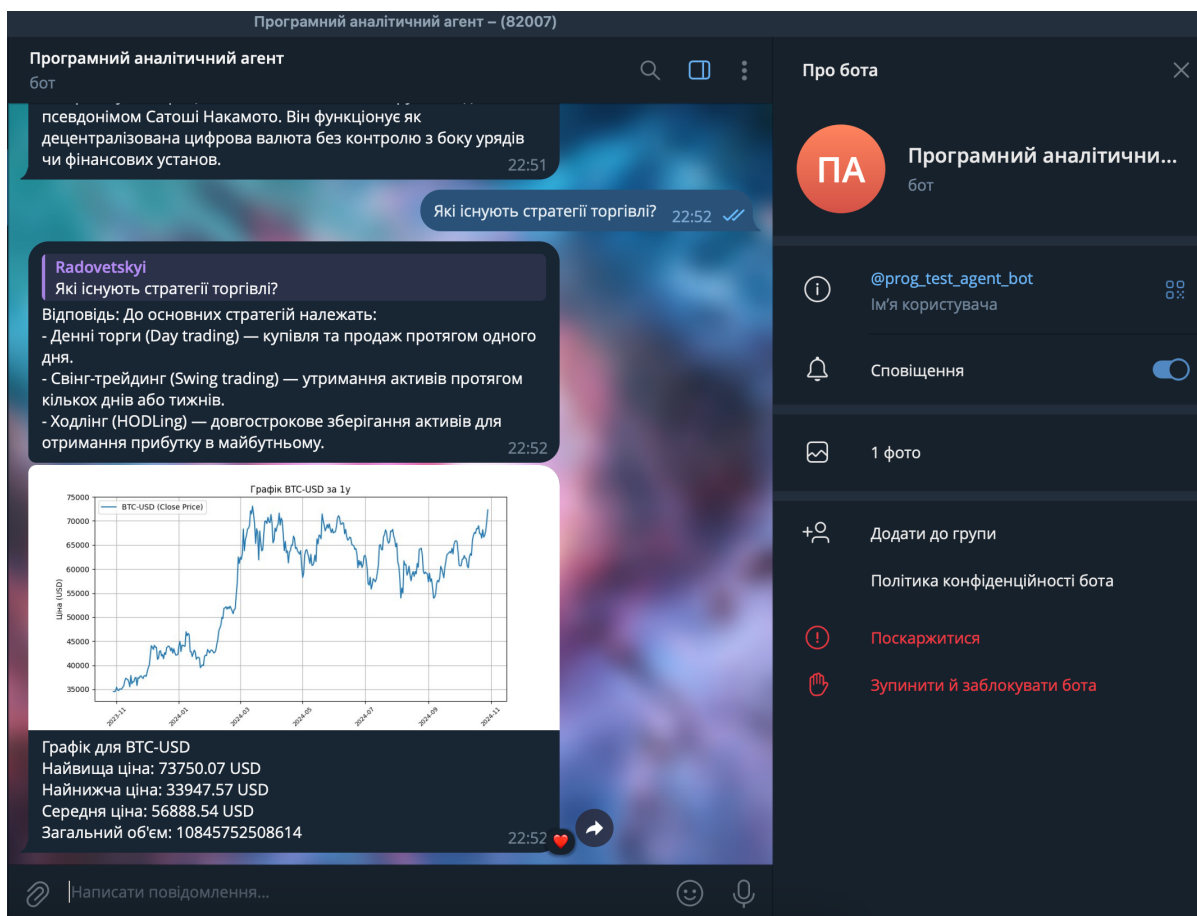


Рисунок 3.6 – Показ інтелектуальних графіків

Джерело – розроблено автором

3.3. Проектування забезпечувальних підсистем СШІ. Реалізація системи

Інформаційне забезпечення є однією з ключових складових процесу проектування забезпечувальних підсистем системи штучного інтелекту (СШІ). Відповідне інформаційне забезпечення визначає, які саме дані необхідні для роботи СШІ, як ці дані збираються, обробляються, зберігаються та передаються між компонентами системи.

Основними завданнями інформаційного забезпечення є:

1. Формування єдиного інформаційного простору для роботи системи.

2. Забезпечення актуальності, достовірності та повноти вхідних даних.
3. Організація ефективного доступу до інформації.
4. Збереження цілісності даних протягом усього життєвого циклу СШІ.

У рамках створення інформаційного забезпечення для даної системи визначено:

1. Джерела даних – це сукупність внутрішніх та зовнішніх ресурсів, з яких надходять дані. До них можуть належати бази даних, веб-ресурси, API фінансових платформ, історичні та оперативні дані про ринок криптовалют тощо.

2. Структура даних – описано формат, типи і об'єми даних, що обробляються. Наприклад, дані можуть включати часові ряди цін на криптовалюту, обсяги торгів, показники волатильності та інші фінансові індикатори.

3. Методи збору та обробки даних – описано способи отримання, попереднього очищення, валідації та перетворення даних. Це може включати ETL-процеси (Extract, Transform, Load), застосування автоматизованих скриптів збору даних через API, а також механізми обробки пропущених або аномальних значень.

4. Організація зберігання даних – визначено, які сховища будуть використовуватись для збереження даних (наприклад, реляційні бази даних, сховища великих даних, хмарні сервіси), а також вимоги до резервного копіювання і відновлення даних.

5. Забезпечення інформаційної безпеки – описано заходи щодо захисту даних від несанкціонованого доступу, їх шифрування при передачі і зберіганні, а також політику контролю доступу до різних рівнів інформації.

Таким чином, інформаційне забезпечення створює фундамент для функціонування інтелектуальних алгоритмів, забезпечуючи їх високоякісними і структурованими даними, що дозволяють системі приймати обґрунтовані рішення і здійснювати точний аналіз.

Вхідні дані про криптовалюту в форматі часових рядів до обробки зображені на рисунку 3.9. Дані були отримані з відкритих джерел.

Bitcoin exchanges, mean USD

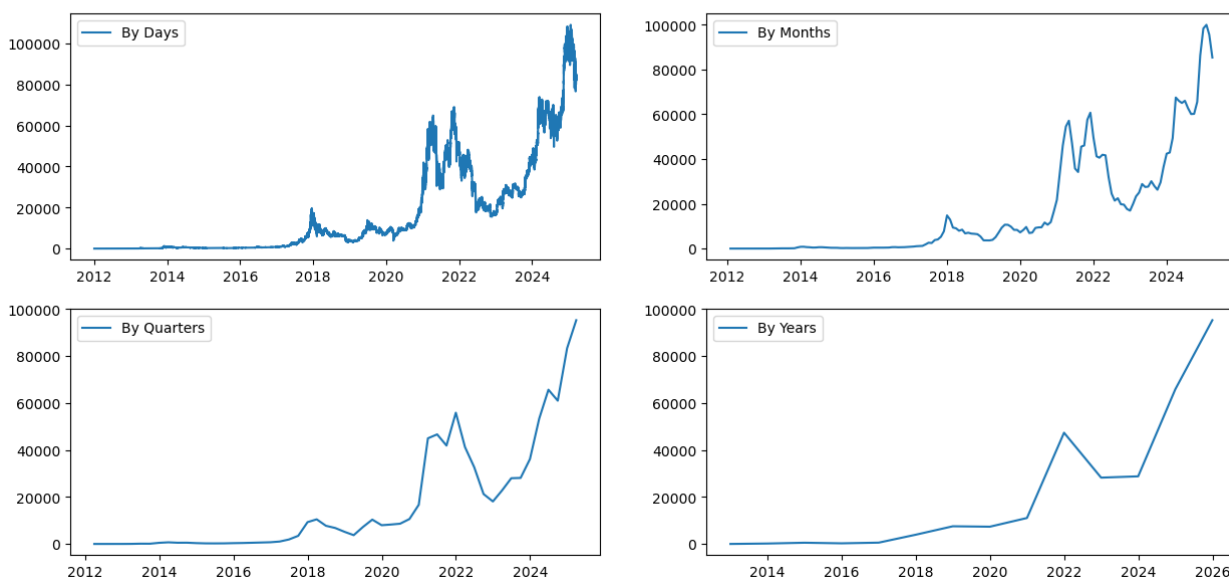


Рисунок 3.9 – Історичні дані ціни біткоїну

Джерело – розроблено автором на основі [8]

Для вхідних даних характерна висока кількість шумів в розрізі днів, оскільки це типово для даних, які представлені часовими рядами. Для порівняння тренду та шумів дані були також представленні в інших форматах (рис. 3.10).

Вхідні данні для навчання моделей складаються з наступних атрибутів:

- часовий проміжок;
- перша ціна, з якою сталась угода на момент початку нового часового періоду;
- найвища ціна в часовому вікні;
- найнижча ціна в часовому вікні;
- кінцева ціна, з якою сталась угода на момент закінчення часового періоду;
- об'єм ринку в часовому вікні.

	Open	High	Low	Close	Volume
Timestamp					
2012-01-01	4.645697	4.645697	4.645697	4.645697	0.011919
2012-01-02	4.975000	4.975000	4.975000	4.975000	0.007014
2012-01-03	5.085500	5.085500	5.085500	5.085500	0.074365
2012-01-04	5.170250	5.170396	5.170250	5.170396	0.074468
2012-01-05	5.954292	5.954361	5.954292	5.954361	0.048839
...	...	...	...	...	...
2025-03-13	82290.540972	82313.129167	82267.109028	82290.079861	1.270834
2025-03-14	83134.962500	83158.131250	83115.371528	83137.437500	1.379858
2025-03-15	84359.192857	84365.928571	84354.221429	84360.639286	0.313882
2025-03-16	83577.397917	83592.028472	83563.555556	83578.120139	0.818196
2025-03-17	82569.000000	82569.000000	82566.000000	82566.000000	0.003019

4825 rows × 5 columns

Рисунок 3.10 – Табличне представлення вхідних даних

Джерело – розроблено автором на основі [8]

Для кращого навчання моделі в рамках дослідження були застосовані техніки інженерії ознак. Інженерія ознак відіграє важливу роль у підготовці даних для алгоритмів машинного навчання, оскільки створення нових ознак дозволяє моделі глибше аналізувати закономірності та взаємозв'язки у даних. Додавання нових ознак сприяє отриманню більш інформативного представлення даних, що покращує точність прогнозів та загальну ефективність систем штучного інтелекту.

У рамках інженерії ознак було додано кілька ключових ознак, які розширюють можливості аналізу часових рядів ринку криптовалют. Зокрема, до набору даних було додано інформацію про місяць і рік. Ознака "місяць" дозволяє враховувати сезонні тренди, які можуть бути пов'язані з певними особливостями ринку, наприклад, підвищенням активності наприкінці фінансового року або під час значних економічних подій. Ознака "рік" спрямована на врахування довготривалих змін, таких як вплив макроекономічних факторів чи технологічних змін у криптовалютній індустрії.

Додатково було створено ознаку "різниця між цінами", яка відображає зміну ціни між поточним і попереднім часовими інтервалами. Ця ознака є важливою для аналізу волатильності ринку та виявлення трендів, таких як зростання чи падіння цін. Вона дозволяє моделі враховувати динаміку змін, що є особливо корисним для прогнозування короткострокових рухів на ринку. Ще одна важлива ознака – "ковзне середнє за 3 місяці", яке згладжує короткострокові коливання та допомагає виявляти довгострокові тренди. Ця ознака усуває вплив шуму та випадкових коливань, акцентуючи увагу на загальній ринковій динаміці.

Також для блоку вводу даних до усіх моделей було обрано датасет, який був перекомпонований за місяцями та середньою ціною. Це дозволило позбутись великої частини шумів в даних, оскільки флуктації в даних присутні на малому відрізку в часі. Для збереження даних ціни під час зміни розмірності був обраний метод додавання середньої ціни, що з методом інженерії ознак дозволить в повному обсязі проаналізувати дані та отримати продуктивну модель.

Дані в системі отримуються з відкритих джерел та API криптовалютних бірж. Весь ETL процес написаний на мові програмування Python, яка разом із сторонніми фреймворками дозволяє легко діставати дані із БД, проводити обробку в режимі реального часу та проводити інтелектуальний аналіз за допомогою ансамблю моделей штучного інтелекту. Продуктом роботи системи є прогнози та система підтримки прийняття рішень для кінцевого користувача системи.

Програмне забезпечення є критично важливим компонентом забезпечувальних підсистем системи штучного інтелекту, оскільки воно визначає функціональність, гнучкість, масштабованість і надійність системи. Основною метою програмного забезпечення є реалізація алгоритмів збору, обробки, аналізу даних та підтримка прийняття рішень на основі інтелектуальних моделей.

У рамках проєктування програмного забезпечення визначаються такі ключові аспекти:

Архітектура програмної системи – побудова модульної структури, що включає окремі компоненти для збору даних, попередньої обробки, зберігання, машинного навчання, візуалізації результатів та взаємодії з користувачем.

Розробка алгоритмів і моделей – створення програмних модулів для виконання аналітичних обчислень, побудови та навчання моделей машинного навчання, оцінювання їх ефективності та оптимізації.

Технологічний стек – визначення мов програмування, бібліотек і фреймворків, що використовуються для реалізації системи. Зокрема, для розробки США обрано Python як основну мову програмування через її широкі можливості у сфері машинного навчання (бібліотеки Pandas, NumPy, TensorFlow, PyTorch, Scikit-learn), а також системи обробки великих даних (Spark).

Організація обробки даних – розробка програмних інтерфейсів для інтеграції з джерелами даних, забезпечення обробки великих обсягів інформації в реальному часі або близькому до реального часу режимі.

Таким чином, програмне забезпечення виконує роль "розумного ядра" США, що поєднує в собі засоби обробки інформації, реалізації аналітичних функцій та забезпечення взаємодії користувача з системою. Від якості та продуманості програмної складової безпосередньо залежить ефективність та результативність усієї системи.

У сучасному аналізі ринку криптовалют застосовується низка методів, які можна умовно поділити на традиційні та інтелектуальні. Традиційні підходи базуються насамперед на технічному аналізі, який передбачає вивчення графіків цін та використання стандартних індикаторів, таких як ковзні середні, рівні підтримки і спротиву, обсяги торгів, а також осцилятори. Ці методи зручні у використанні та добре знайомі багатьом трейдерам, однак вони не завжди враховують повною мірою складну поведінку ринку криптовалют, особливо під час різких змін чи впливу зовнішніх факторів.

З огляду на зростання обсягів даних та інформаційної нестабільності, все частіше застосовуються інтелектуальні підходи до аналізу – тобто методи, що включають елементи машинного навчання та автоматичної обробки даних. Наприклад, використовуються алгоритми, які можуть розпізнавати закономірності на основі історичних даних про ціни, обсяги торгів і навіть публікації у соціальних мережах. Однією з переваг таких методів є здатність працювати з великим обсягом різномірної інформації та виявляти неочевидні зв'язки між подіями на ринку [23].

Поширення отримали моделі на основі класифікації та регресії, які дозволяють передбачити ймовірний напрямок руху ціни або її конкретне значення у короткостроковій перспективі. Зокрема, моделі можуть прогнозувати, зростатиме чи знижуватиметься курс певної криптовалюти, залежно від змін ринкових параметрів. Також дедалі частіше застосовується кластерний аналіз, який дає змогу об'єднувати подібні часові періоди або групи активів за схожими характеристиками, що корисно для побудови торгових стратегій [23].

Загалом, розвиток інструментів інтелектуального аналізу криптовалют іде у напрямку автоматизації, підвищення точності прогнозів та розширення джерел даних. Поєднання простих статистичних методів з елементами машинного навчання створює основу для більш гнучкого та адаптивного підходу до аналізу цього динамічного та нестабільного ринку.

Одним із найперспективніших інструментів для аналізу часових рядів на ринку криптовалют є нейронні мережі типу LSTM. Ці моделі спеціально розроблені для роботи з послідовними даними та мають здатність зберігати інформацію про попередні стани у пам'яті, що дозволяє враховувати як короткострокові, так і довгострокові залежності в даних. Завдяки цій властивості, LSTM виявляється особливо корисною при роботі з фінансовими часовими рядами, де значення поточних цін часто залежать від попередніх коливань [9].

На ринку криптовалют, де спостерігається висока волатильність і складна динаміка, LSTM-моделі дозволяють створювати прогнози зміни ціни на основі

історичних даних, таких як значення закриття, обсяги торгів, індикатори технічного аналізу тощо. При належному навчанні така модель може не лише повторювати загальні тренди, але й передбачати потенційні розвороти або періоди зростання активності на ринку. Крім того, LSTM добре інтегрується з іншими підходами, наприклад, з аналізом настрою. У такому випадку модель може одночасно враховувати як числові показники (ціни, обсяги), так і текстову інформацію, що значно покращує точність прогнозування [9].

Модель ARIMA є одним із класичних методів аналізу часових рядів і широко використовується для прогнозування цін на фінансових ринках, включаючи ринок криптовалют. ARIMA поєднує три основні компоненти: авторегресію, інтеграцію для вирівнювання трендів та ковзне середнє, що дозволяє моделі враховувати історичні залежності в даних та коригувати їх за допомогою похибок [13].

Один із основних плюсів ARIMA полягає в її здатності моделювати стаціонарні часові ряди – тобто, ряди, які мають сталий середній рівень і сталу дисперсію. На ринку криптовалют, де часто спостерігаються тренди та цикли, необхідність у стабільності даних призводить до використання попередніх кроків, таких як диференціювання, щоб перетворити ряди на стаціонарні. Після цього модель ARIMA може бути застосована для прогнозування майбутніх значень на основі минулих трендів.

ARIMA є ефективною моделлю для прогнозування короткострокових змін на ринку криптовалют, зокрема для оцінки руху цін на конкретні активи в межах кількох днів або тижнів. Однак, її точність значною мірою обмежена при наявності довгострокових трендів або раптових змін на ринку, які можуть бути спричинені непередбачуваними зовнішніми факторами, такими як новини або зміни в регуляційному середовищі. Тому ARIMA краще працює в умовах стабільної ринкової ситуації, коли минуле може дати чітке уявлення про майбутнє [13].

На рисунку 3.11 зображено графічний результат роботи моделі ARIMA на повному обсязі даних. Синя крива ілюструє реальну зміну середньомісячної вартості

біткоїна, тоді як червона пунктирна лінія показує прогностні значення, отримані на основі моделювання. Сіра вертикальна лінія відмічає точку, з якої розпочинається побудова прогнозу, коли модель починає екстраполювати майбутній тренд, спираючись на історичні дані. Наближеність прогнотованих значень до фактичних демонструє достатню якість моделі, хоча окремі розбіжності свідчать про можливу потребу у додатковій оптимізації параметрів або врахуванні додаткових чинників для підвищення точності передбачень.

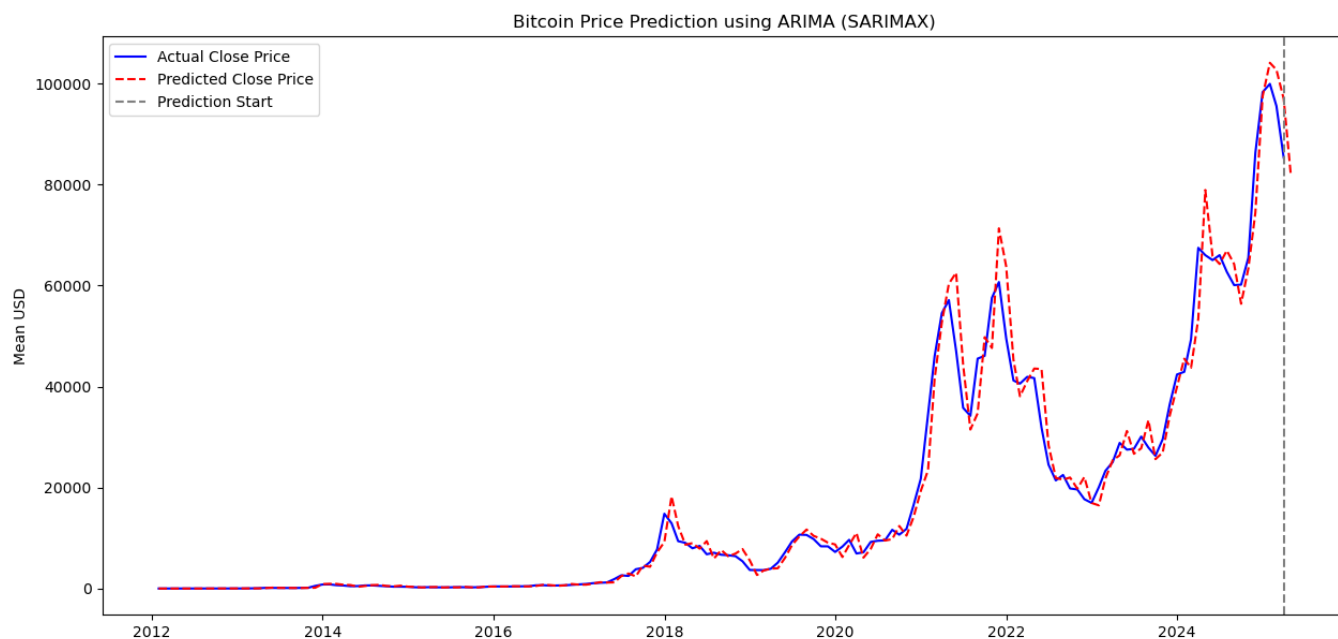


Рисунок 3.11 – Результат роботи моделі ARIMA

Джерело – розроблено автором на основі власних розрахунків

На рисунку 3.12 наведено графічне представлення прогнозу середньомісячної вартості біткоїна, отриманого за допомогою моделі Random Forest Regressor, налаштованої на 200 дерев рішень із зафіксованим випадковим станом для забезпечення стабільності результатів. Червона лінія демонструє прогнотовані значення, тоді як синя відображає реальні дані. Основною перевагою даного методу є здатність захоплювати складні нелінійні залежності між ознаками, що дає йому перевагу перед моделями типу ARIMA, орієнтованими переважно на часову автокореляцію. Водночас характер ансамблевих моделей зумовлює нижчу

інтерпретованість порівняно із SARIMAX чи LSTM, що ускладнює оцінку впливу окремих ознак. Попри певні похибки у прогнозі на окремих ділянках, результати свідчать про достатній рівень точності для даного типу задач, а подальше вдосконалення можливе за рахунок налаштування гіперпараметрів.

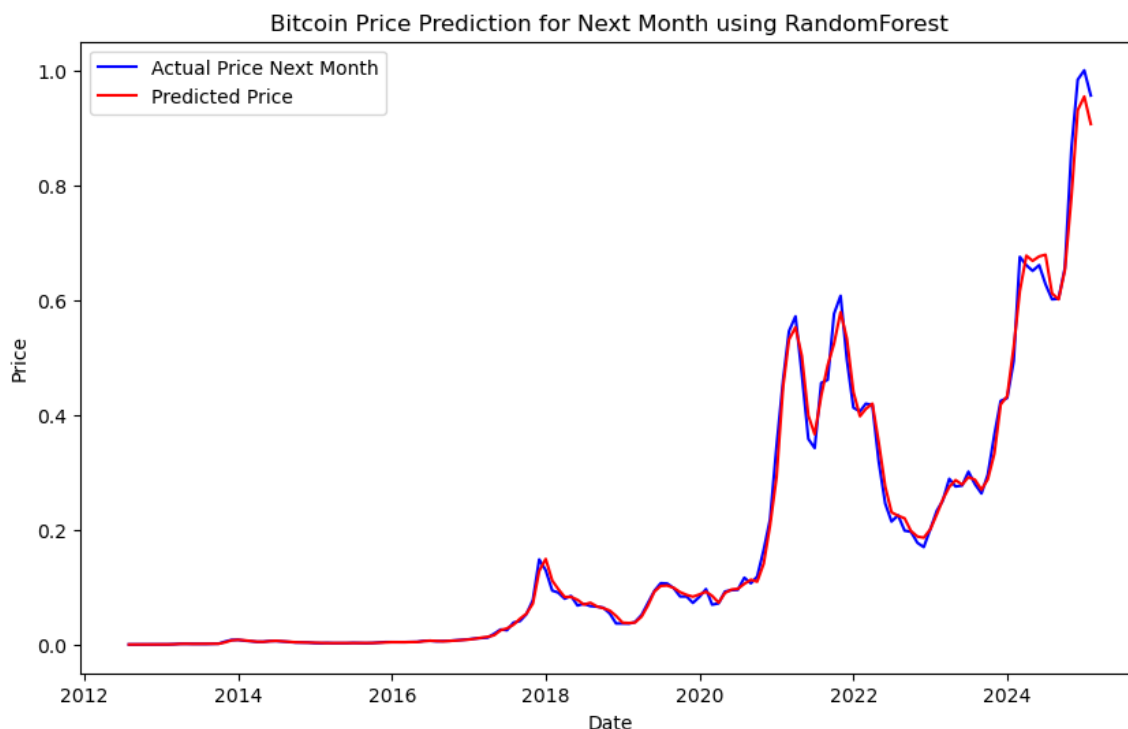


Рисунок 3.12 – Результат роботи моделі Random Forest

Джерело – розроблено автором на основі власних розрахунків

На рисунку 3.13 показано графічне відображення прогнозу середньомісячної вартості біткоїна, отриманого за допомогою моделі LSTM. Для побудови прогнозу використовувалися дані за попередні 12 місяців, які слугували вхідними характеристиками для передбачення вартості на наступний місяць. На графіку червоною лінією представлені прогнозовані значення, тоді як синя лінія ілюструє реальні дані. Модель LSTM, що належить до класу глибокого навчання, добре справляється з виявленням складних нелінійних патернів у часових рядах, що робить її перевагою над класичними підходами, такими як ARIMA чи Random Forest. Водночас складність архітектури LSTM та потреба у великих обсягах навчальних

даних зумовлюють триваліший процес налаштування та тренування. Оскільки поточна точність прогнозування ще має потенціал для покращення, подальша оптимізація моделі та її гіперпараметрів може дати суттєві кращі результати.

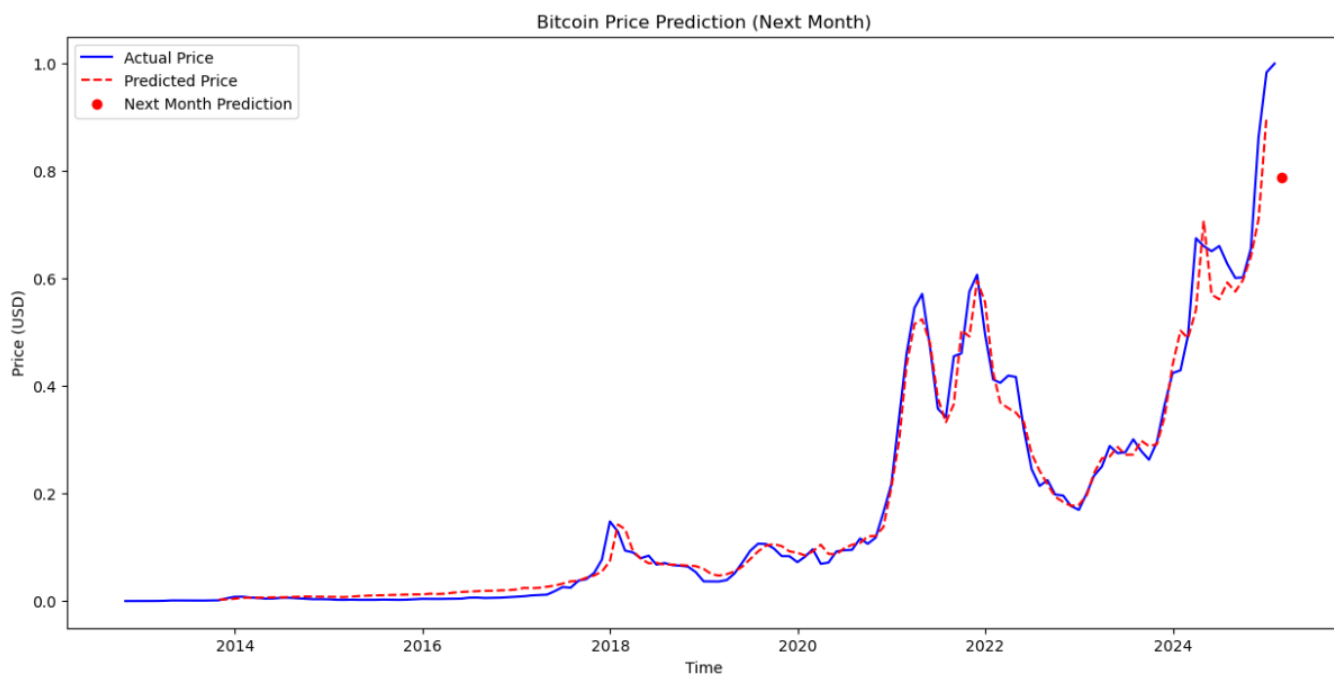


Рисунок 3.13 – Результат роботи моделі LSTM

Джерело – розроблено автором на основі власних розрахунків

У таблиці 3.1 наведено результати обчислення основних метрик для оцінки ефективності моделей штучного інтелекту, створених у межах даного дослідження. Середня абсолютна похибка характеризує середнє абсолютне відхилення прогнозів від реальних значень, тоді як середньоквадратична похибка враховує квадрати відхилень, акцентуючи більшу увагу на великих помилках. Середньоквадратичне відхилення дає змогу інтерпретувати результати у тих самих одиницях, що й вихідні дані. Натомість середня абсолютна відносна похибка виражає середній рівень похибки у відсотковому форматі, що дозволяє оцінити точність прогнозу у відносних показниках.

Таблиця 3.1 – Метрики оцінки моделей

	Середня абсолютна похибка	Середньоквадратична похибка	Середньоквадратичне відхилення	Середня абсолютна відносна похибка
ARIMA	0,019	0,001429	0,38	16,47 %
Random Forest Regressor	0,009	0,0003	0,02	7,53 %
LSTM	0,02	0,0002	0,03	64,43 %

Джерело – розроблено автором на основі власних розрахунків

Оцінка ефективності моделей прогнозування цін на криптовалюту виявила суттєві відмінності в їхній продуктивності. Найкращі результати продемонструвала модель Random Forest Regressor, яка забезпечила найменший рівень похибки серед усіх розглянутих алгоритмів. Особливо високою була її точність у відносних показниках, що свідчить про здатність моделі ефективно вловлювати тренди та закономірності у вихідних даних.

Модель ARIMA показала середній рівень точності, поступаючись Random Forest, однак залишаючись надійним інструментом для прогнозування часових рядів. Її результати демонструють певні обмеження при роботі зі складними або нестабільними патернами даних, проте на короткостроковому горизонті ARIMA забезпечує достатньо якісні прогнози.

Натомість модель LSTM, попри свої можливості у відтворенні складних нелінійних залежностей, виявила слабшу відносну точність. Високе значення середньої абсолютної відносної похибки вказує на нестабільність передбачень і свідчить про проблеми з узгодженістю моделі з характеристиками вхідних даних. Це може бути зумовлено недостатнім обсягом тренувальної вибірки, потребою в більш

ретельній оптимізації параметрів або підвищеною чутливістю до локальних флуктуацій у часовому ряді.

У підсумку, результати дослідження підтверджують, що Random Forest Regressor є найбільш збалансованим і надійним варіантом для вирішення поставленої задачі. Водночас ARIMA залишається доцільним вибором для короткострокового прогнозування, тоді як модель LSTM потребує подальшої оптимізації для досягнення стабільних та точних результатів.

У рамках даного дослідження всі моделі штучного інтелекту, призначені для прогнозування цін на криптовалюту, були натреновані за допомогою середовища Jupyter Notebook. Використання Jupyter Notebook надало можливість зручно поєднувати код, результати обчислень, графічні візуалізації та текстові пояснення в одному інтерактивному форматі. Це значно полегшило процес експериментування з різними алгоритмами машинного навчання, налаштування їхніх гіперпараметрів, а також аналіз проміжних і фінальних результатів.

Для побудови моделей використовувалися такі бібліотеки мови програмування Python, як Scikit-learn, Statsmodels, Keras та TensorFlow. Було реалізовано декілька підходів до прогнозування часових рядів, серед яких ARIMA, Random Forest Regressor та глибинна нейронна мережа LSTM. Кожна модель проходила етапи попередньої обробки даних, налаштування параметрів, навчання на тренувальних вибірках та оцінки на тестових даних.

Після завершення процесу тренування та вибору найбільш ефективних моделей, їх було інтегровано в окрему програму чат-бота, яка також була розроблена мовою Python. Чат-бот реалізований таким чином, що може взаємодіяти з користувачем у режимі реального часу, приймати запити, обробляти їх та надавати прогностичні дані, ґрунтуючись на результатах роботи попередньо натренованих моделей. Завдяки цьому підходу вдалося створити гнучку систему, яка об'єднує можливості інтелектуального аналізу даних та інтерактивного спілкування з кінцевим користувачем.

Таким чином, поєднання середовища Jupyter Notebook для тренування моделей і Python-додатка для інтеграції результатів забезпечило ефективну та функціональну реалізацію поставлених завдань у межах даного проєкту.

У процесі розробки та впровадження системи штучного інтелекту для прогнозування криптовалютного ринку важливу роль відіграє технічне забезпечення. Його якість і характеристики безпосередньо впливають на ефективність обробки даних, швидкість тренування моделей, стабільність роботи застосунків і зручність взаємодії користувача з системою. Під технічним забезпеченням у цьому контексті розуміються апаратні засоби, обчислювальні ресурси та інфраструктура, необхідні для повноцінної реалізації та функціонування рішення.

Для виконання складних завдань з обчислення, таких як навчання моделей глибинного навчання чи робота з великими масивами часових рядів, використовувалися сучасні персональні комп'ютери із багатоядерними процесорами, значним обсягом оперативної пам'яті та підтримкою апаратного прискорення за допомогою графічних процесорів. Крім того, для зберігання даних і резервного копіювання були задіяні хмарні сервіси та локальні системи зберігання. Таке поєднання ресурсів забезпечило належну продуктивність як на етапі дослідження і моделювання, так і при інтеграції готового продукту у вигляді чат-бота.

Інфраструктура системи на рисунку 3.14 складається з групи серверів, що працюють разом в одній системі, щоб забезпечити користувачам більш високу доступність. Ці кластери використовуються для скорочення часу простою, дозволяючи продовжувати роботу в разі збою з іншого сервера. Група серверів підключена до однієї системи. В той момент, коли один з цих серверів стає недоступним, робоче навантаження перерозподіляється на інший сервер до того, як клієнт відчує будь-який час простою.

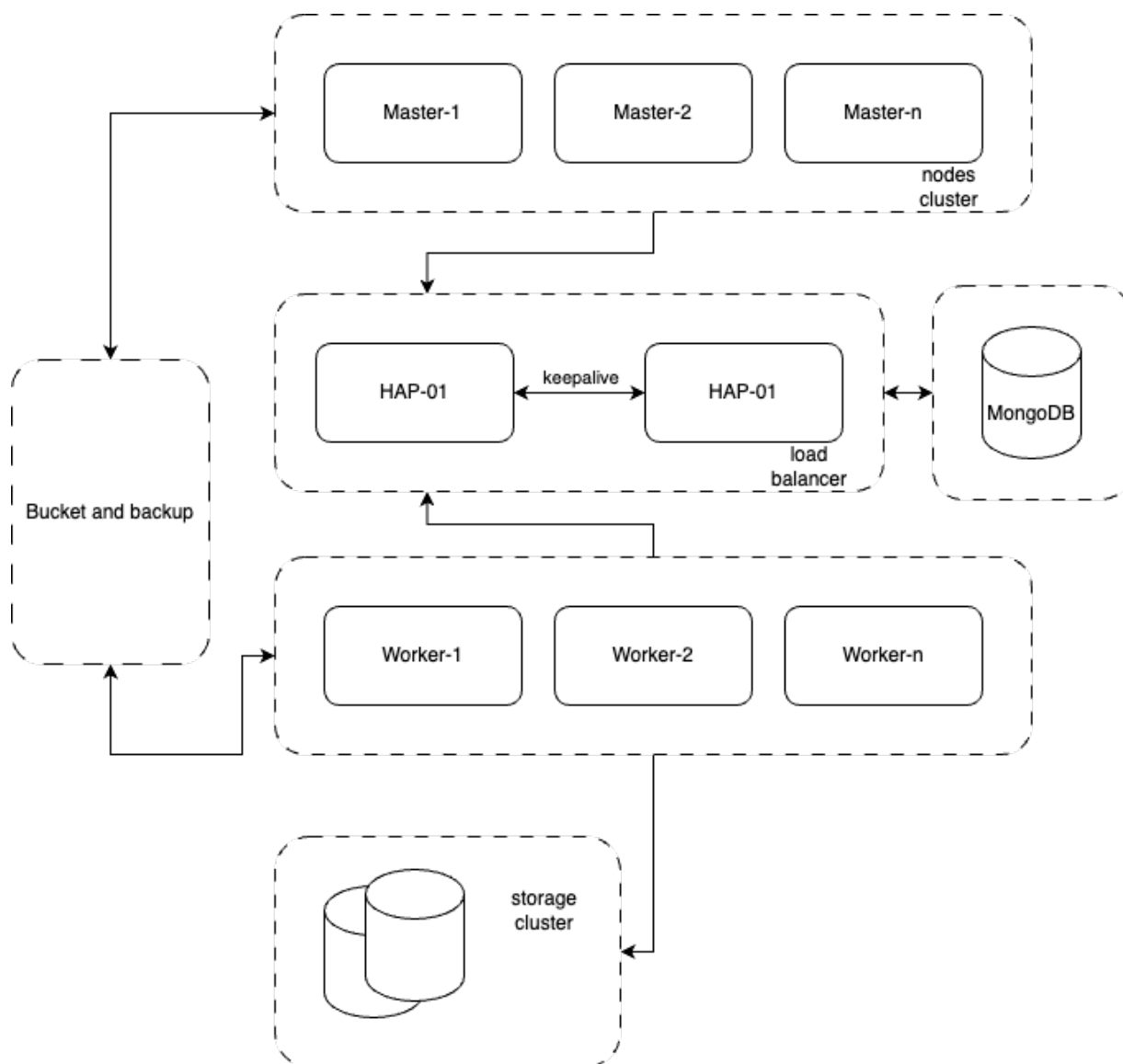


Рисунок 3.14 – Інфраструктура ІС

Джерело – розроблено автором

Master nodes cluster (керуючий вузол у кластерах клауд сервісах) – модуль, в якому відбуваються головні процеси розподіленої системи управління. До складу кластера входять сервери з мережними інтерфейсами. Перший інтерфейс Master-01 використовується для зв'язку із зовнішнім світом. На ньому налаштовані реальна та віртуальна IP-адреси. Інтерфейси Master-02 та Master-n використовуються для службового трафіку для спілкування вузлів один з одним. Модулі також забезпечують взаємодію з користувачем розробленої ІС.

Load balncer cluster (кластер балансувальника навантаження) дозволяє підтримувати навантаження на систему у межах її максимальної спроможності та направляти будь-яке з'єднання на інший працюючий сервер, скасовуючи необхідність у складних і ненадійних балансувальниках навантаження, що працюють на "вищому рівні" прикладних протоколів. Всі запити на сервери розподіляються у випадковому порядку між нодами кластера.

AWS S3 Bucket (об'єктне сховище файлів) – хмарний сервіс, що дозволяє зберігати файли будь-якого типу та обсягу, які користувачі завантажують через адміністративну панель. Сервіс використовують для зберігання неструктурованих даних: зображень, відео, фото, програмного коду, архівів документів тощо.

Backup (резервне копіювання) – модуль забезпечує резервне копіювання та відновлення даних, відновлення після аварій та портативність додатків. Модуль є структурною частиною Minio S3 Bucket.

Workload cluster (кластер робочого навантаження) – кластер, на якому знаходиться програмне забезпечення IC, а саме Backend, розроблений мовою програмування для побудови серверної частини вебпорталу Python 3.9+, фреймворку FastAPI/Django/Flusk та Frontend (Streamlit, etc). Модуль управління, що забезпечує процеси автоматизації збору, зберігання, обробки та публікації на публічній частині розробленої IC, а також публікацію статичної та динамічної інформації.

MongoDB – модуль знаходиться на окремій ноді.

Storage cluster – вільна програмна об'єктна мережа зберігання (англ. Object storage), що забезпечує як файловий, так і блоковий інтерфейси доступу. Підтримується ОС: Linux FreeBSD.

Для реалізації обраного архітектурного рішення необхідні такі вимоги до апаратного та технічного забезпечення:

- Сервери баз даних: мінімальні характеристики серверів включають 8 ядер процесора, 16 Гб оперативної пам'яті, SSD накопичувач об'ємом 100 Гб та мережевий інтерфейс 1GbE.

- Веб-сервери додатків: мінімальні характеристики серверів для бекенду та фронтенду включають 4 ядра процесора, 4 Гб оперативної пам'яті, SSD накопичувач об'ємом 100 Гб та мережевий інтерфейс 1GbE.

- Інші сервери та модулі: для інших компонентів системи, таких як поштовий сервер або балансувальник навантаження, необхідні схожі характеристики, щоб забезпечити надійність та безперебійність роботи системи.

Опис серверів ІС наведений в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Опис серверів ІС

№ з/п	Роль сервера	Мінімальні характеристики сервера	Коментар
1.	prod_master-01	OC: Debian CPU: 4 Cores RAM: 4 Gb SSD: 100Gb NET: 1GbE (or 100Mb/s)	Керуючі вузли кластера
2.	prod_master-02		
3.	prod_master-n		
4.	prod_worker-01	OC: Debian CPU: 8 Cores RAM: 16 Gb SSD: 100Gb NET: 1GbE (or 100Mb/s)	Вузли для розміщення робочого навантаження та сервісів
5.	prod_worker-02		
6.	prod_worker-0n		
7.	prod_db-01 master	OC: Debian CPU: 8 Cores RAM: 16 Gb SSD: 100Gb NET: 1GbE (or 100Mb/s)	Сервер основної бази даних
8.	storage cluster	OC: Debian CPU: 4 Cores RAM: 4 Gb SSD: 2T NET: 1GbE (or 100Mb/s)	Вузли кластера зберігання даних

Джерело – розроблено автором

Діаграма розгортання СШІ зображена на рисунку 3.15.

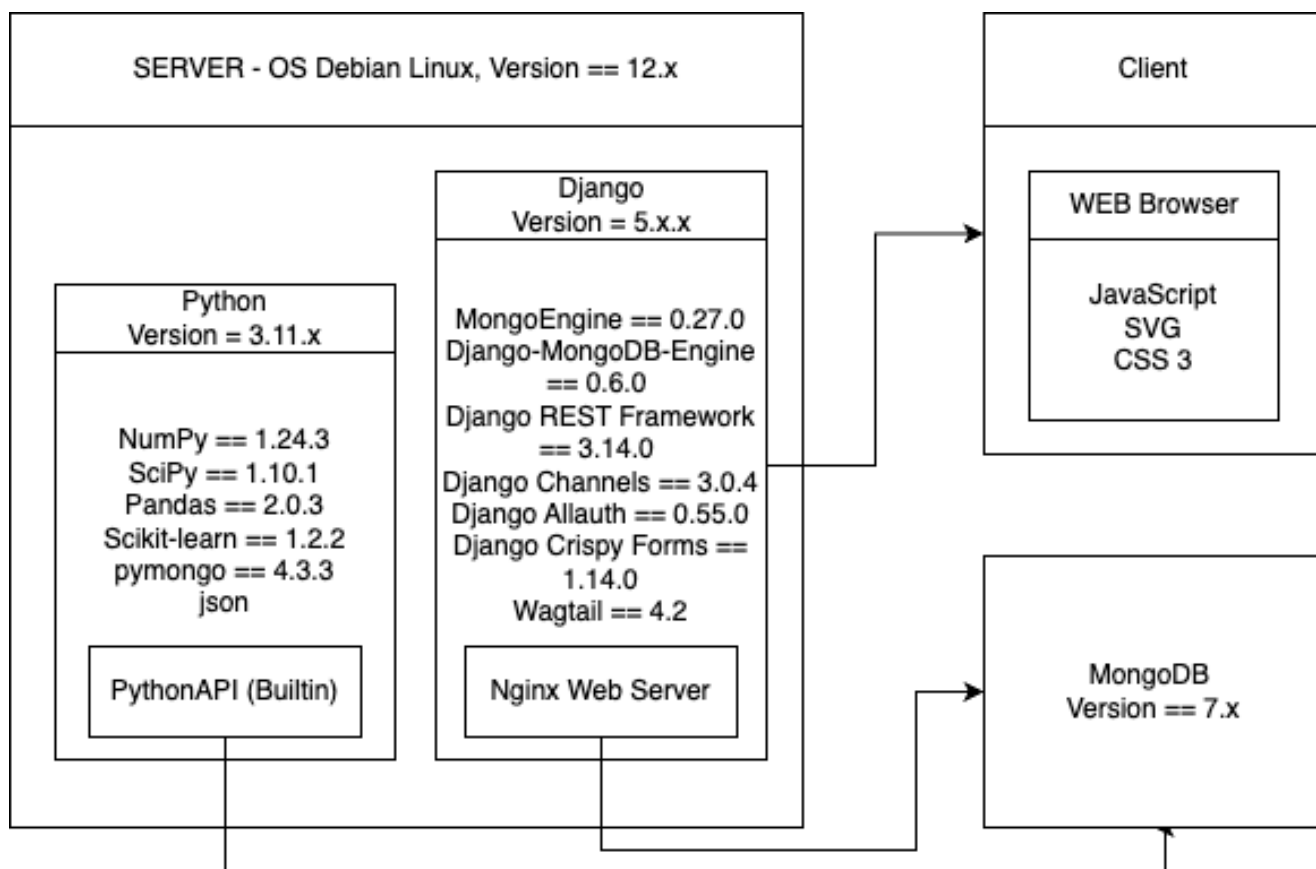


Рисунок 3.15 – Діаграма розгортання

Джерело – розроблено автором

Організаційно-економічне забезпечення, яке представлено на рисунку 3.16, є важливим компонентом розробки та впровадження інтелектуальної системи аналізу ринку криптовалют. Воно охоплює питання планування ресурсів, управління процесами розробки, визначення економічної доцільності проекту та формування умов для його ефективної експлуатації.

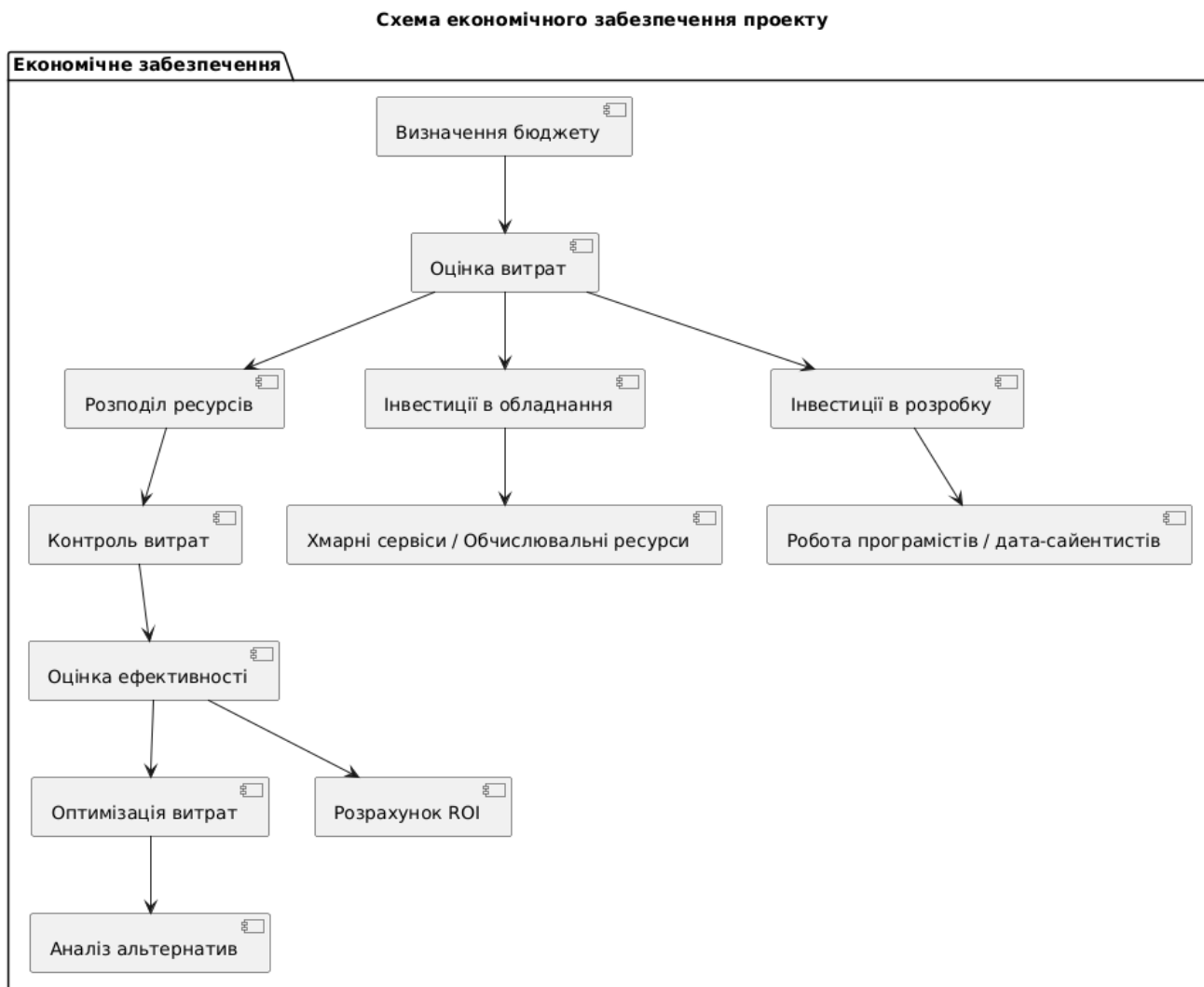


Рисунок 3.16 – Схема економічного забезпечення

Джерело – розроблено автором на основі власних розрахунків

На організаційному рівні проєкт вимагає чіткої координації між різними етапами робіт: підготовкою даних, створенням моделей машинного навчання, розробкою програмної інфраструктури, тестуванням та впровадженням готової системи. Для цього було визначено ключові ролі учасників: розробників моделей, програмістів, фахівців з аналізу даних та тестувальників. Управління проєктом здійснювалось за допомогою гнучких методологій (Agile), що дозволяє оперативно адаптувати план робіт до змін вимог та швидко реагувати на виявлені проблеми.

Особлива увага приділяється ефективному розподілу ресурсів, включаючи використання обчислювальної техніки, хмарних сервісів для зберігання даних, а також належної організації робочого середовища в Jupyter Notebook для експериментів із моделями. Завдяки оптимізації використання апаратних ресурсів можна досягти скорочення витрат на тренування моделей і пришвидшити процеси тестування.

З економічної точки зору оцінюється доцільність реалізації проєкту, виходячи з потенційних вигод і витрат. Основними витратними статтями є: придбання або оренда обчислювальних потужностей (локальних або хмарних), час розробників на створення та навчання моделей, вартість зберігання даних і подальша підтримка системи. Водночас очікувані вигоди від використання системи полягають у можливості підвищення точності прогнозів, що має прямий вплив на прийняття інвестиційних рішень та, як наслідок, на зростання прибутків.

Оцінка економічної ефективності здійснюється шляхом розрахунку показників, таких як строк окупності проєкту, відношення вигод до витрат (ROI) та потенційний приріст доходів за рахунок підвищення точності прогнозів. Попередні розрахунки показують, що при відповідному рівні впровадження й використання, система здатна окупити витрати на її розробку протягом 6 – 12 місяців.

Для мінімізації ризиків фінансових втрат передбачаються етапи тестової експлуатації та поступове розширення функціональності системи після ретельної валідації її роботи на реальних даних. Такий підхід дозволить зменшити початкові інвестиції та перевірити життєздатність рішення на практиці, перш ніж інвестувати додаткові ресурси у масштабування системи.

Важливим аспектом також є забезпечення безперервної підтримки та оновлення системи після її запуску. Передбачено регулярний моніторинг якості прогнозів, перенавчання моделей за оновленими даними, а також впровадження нових функціональних можливостей відповідно до змін ринку криптовалют. З цією метою розроблений план обслуговування системи із закладенням відповідних витрат на технічну підтримку.

Організаційно-економічне забезпечення також враховує питання ліцензування програмного забезпечення. Оскільки основна розробка здійснюється із використанням відкритих бібліотек Python, вдалося уникнути додаткових витрат на придбання комерційних ліцензій, що позитивно вплине на загальну економіку проєкту.

Таким чином, комплексне організаційно-економічне забезпечення дозволяє створити умови для успішного розроблення, впровадження та подальшого використання системи прогнозування на основі штучного інтелекту, забезпечивши оптимальний баланс між витратами і отриманими перевагами.

3.4 Висновки до Розділу 3

По-перше, було спроектовано та описано база знань для системи підтримки прийняття рішень у криптовалютному ринку, враховуючи динамічність ринку та взаємозалежність змінних. Описано структуру та основні елементи даних (історичні ціни, обсяги торгів, попит і пропозиція, новини та фінансові індикатори), а також принципи їх збору, очищення та формалізації в системі. Для створення продукційної моделі використано мову Python для формалізації правил аналізу та інтеграції з аналітичними платформами. Створено структуру бази даних у MongoDB для зберігання важливих даних про користувачів, ордери, транзакції та історію цін.

По-друге, було розроблено користувацький інтерфейс чат-бота для інтелектуальної системи аналізу ринку криптовалют, що забезпечує зручну та ефективну взаємодію через текстовий чат. Створено структуру інтерфейсу, що включає модулі введення запитів, обробки діалогів, надання відповідей та рекомендацій, а також механізми візуалізації результатів у вигляді графіків і таблиць. Інтерфейс підтримує інтеграцію з зовнішніми базами даних та системами моніторингу, що дозволяє отримувати аналітику в реальному часі. Було визначено

вимоги до стилю інтерфейсу, проєкти екрану, кольорову палітру та використання піктограм для полегшення навігації. Реалізовано інтерактивні елементи, такі як кнопки для вибору варіантів.

По-третє, було розглянуто концепцію побудови забезпечувальних підсистем для системи штучного інтелекту, орієнтованої на аналіз криптовалютного ринку. Особливу увагу було приділено процесам збору, обробки та зберігання великих обсягів даних, які необхідні для реалізації точних прогнозів. Визначено ключові технології для збирання даних з різних джерел, включаючи біржові платформи та соціальні мережі, що забезпечують актуальність і достовірність інформації. Розроблено схему зберігання даних у розподілених системах для забезпечення масштабованості та високої доступності. Для ефективного аналізу даних були обрані алгоритми машинного навчання, такі як ARIMA, LSTM та RandomForest, що дозволяють адаптувати модель до швидко змінюваних умов ринку. Крім того, особливу увагу було приділено механізмам захисту даних, що гарантують їх конфіденційність та безпеку при використанні в реальному часі.

ВИСНОВКИ

У результаті виконаної роботи було сформульовано та реалізовано концептуальну модель системи інтелектуального аналізу ринку криптовалют. Проведений аналіз сучасних досліджень і технологій виявив прогалини у створенні гібридних моделей, які поєднують класичні методи аналізу криптовалютних ринків (ARIMA) і методів інтелектуального аналізу (LSTM, Random Forest), спроектовано гнучку архітектуру системи для впровадження та реалізації.

Був обґрунтований вибір існуючих технологій та методів прогнозування ринку криптовалют та виявлені їх обмеження в контексті високої волатильності даних фінансових ринків та відносно визначених функціональних та нефункціональних вимог. Також були спроектовані базові елементи системи, включно з модулем збору та аналізу даних, а також візуалізації даних з елементами Explainable AI. Була проведена оцінка ефективності запропонованого рішення на основі реальних ринкових даних.

Подальший розвиток проєкту може бути спрямований на впровадження додаткових джерел даних, інтеграцію в сучасні системи трейдингу та криптовалютні біржі, удосконалення алгоритмів прогнозування та створення комплексних екосистем для аналізу криптовалютних ринків. Розроблена система може зробити вагомий внесок у розвиток цифрової економіки та підвищити ефективність управління фінансовими активами.

Окрему увагу в роботі приділено збору, обробці та збереженню даних: створені модулі інтеграції з відкритими джерелами інформації (API бірж, ончейн-метрики, новинні платформи, соціальні мережі), впроваджені методи інженерії ознак, що забезпечили підвищення якості вхідних даних і покращили роботу моделей.

Розроблені базові компоненти системи, такі як модулі збору, аналізу, прогнозування та візуалізації даних, продемонстрували високу адаптивність до змінних ринкових умов. Інтеграція з хмарними сервісами забезпечила

масштабованість і стабільність роботи, що є важливим для рішень, орієнтованих на реальний час.

Оцінка ефективності системи на реальних даних підтвердила її здатність формувати точні прогнози та забезпечувати підтримку прийняття інвестиційних рішень, що сприяє зниженню ризиків і підвищенню продуктивності трейдингу.

Практична значущість розробленого рішення полягає у його потенціалі до використання у фінансових установах, приватними інвесторами та в автоматизованих торгових системах.

Розроблена система інтелектуального аналізу ринку криптовалют має низку переваг серед аналогів, а саме використання гібридної моделі аналізу ринкових даних, що складається з класичних статистичних методів аналізу і інтелектуальних методів з використанням ансамблю дерев і штучних нейронних мереж, що дозволяє більш точно аналізувати та прогнозувати ринкові тренди. Спроектowana архітектура із здатністю до самонавчання та валідації дозволяє легко впровадити та реалізувати аналогічну систему з використанням інших моделей ШІ. Реалізована система на базі Telegram у вигляді чат-бота створює зручний та інтуїтивний інтерфейс для користувачів. Створення прогнозів та інтелектуальних графіків для користувачів сприяють ефективності прийняття рішень в динамічних умовах фінансових ринків.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Покинйчереда В. В., Бондаренко В. М. Криптовалюта: економічна сутність та підходи до облікового відображення. *Електронний журнал "Ефективна економіка"*. 2022. № 9. URL: <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2022.9.11> (дата звернення: 30.04.2025).
2. Ю. Р. Ковальчук, «Роль штучного інтелекту в криптовалютному ринку», Економічні науки, ВНЗ «Університет «КРОК», Київ, Україна, 25 квітня 2024 р. [Електронний ресурс]. URL: <http://www.spilnota.net.ua/ua/article/id-4839/>. Accessed on: 30.04.2025.
3. Аналіз розвитку міжнародного ринку криптовалют: стан, тренди та перспективи / С. Ткаленко та ін. *Financial and credit activity problems of theory and practice*. 2022. Т. 5, № 46. С. 97–108. URL: <https://doi.org/10.55643/fcaptp.5.46.2022.3841> (дата звернення: 30.04.2025).
4. 3. Sapachuk Y. Cryptocurrency as a Product of Development of the Modern Information and Economic Environment. *Scientific Papers NaUKMA. Economics*. 2019. Т. 4, № 1. С. 95–99. URL: <https://doi.org/10.18523/2519-4739.20194.1.95-99> (дата звернення: 30.04.2025).
5. Н. В. Фаренюк, *Трансформація фінансової сфери під впливом цифрових інновацій*. Київ: Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Навчально-науковий інститут міжнародних відносин, 2023. ISBN 978-617-646-532-4.
6. Binance Research: ШІ в криптовалюті – аналіз варіантів і можливостей використання. *binance.com*. URL: <https://www.binance.com/uk-UA/blog/all/binance-research--ші-в-криптовалюті--аналіз-варіантів-і-можливостей-використання-5866212664985036946> (дата звернення: 30.04.2025).
7. Muneer K., Fatima U. Cryptocurrencies Analytics with Machine Learning and Human-centered Explainable AI: Enhancing Decision-Making in Dynamic

Market. *International Journal of Computer Applications*. 2025. Vol. 186, no. 62. P. 52–67.
URL: <https://doi.org/10.5120/ijca2025924418> (date of access: 30.04.2025).

8. What are the settings in the Market Making bot | Cryptohopper Documentation. *Cryptohopper Documentation*.
URL: <https://docs.cryptohopper.com/docs/market-making/what-are-the-settings-in-the-market-making-bot> (date of access: 30.04.2025).

9. S. Hochreiter, J. Schmidhuber, “Long Short-Term Memory”, *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, November. 1997.
<https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.

10. Waichung Chung et al., “Ascertaining price formation in cryptocurrency markets with machine learning”, *The European Journal of Finance*, vol. 30, pp. 78-100. 2024. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2021.1908390>.

11. "Distributed Artificial Intelligence", M. Wooldridge, G. Jennings [Электронный ресурс]. URL: <https://www.amazon.com/Distributed-Artificial-Intelligence-Approach-Everything/dp/0367466651> (дата звернення: 04.02.2024).

12. "Artificial Intelligence: A Modern Approach", S. Russell, P. Norvig [Электронный ресурс]. URL: <https://www.pearson.com/en-us/search.html?q=Russell%20Artificial-Intelligence-A-Modern-Approach-3rd-Edition> (дата звернення: 06.02.2024).

13. J. Fattah et al., “Forecasting of demand using ARIMA model”, *International Journal of Engineering Business Management*. vol. 10, pp. 1-9. 2018.
<https://doi.org/10.1177/1847979018808673>.

14. Y. Chen, and J. Li, “Recurrent Neural Networks algorithms and applications”, in *2nd International Conference on Big Data & Artificial Intelligence & Software Engineering (ICBASE). Conference proceedings*, Zhuhai, China, 2021, pp. 38-43. doi: 10.1109/ICBASE53849.2021.00015.

15. L. Breiman, “Random Forests”, *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5-32. 2001. <https://doi.org/10.1023/a:1010933404324>.

16. Noran, Ovidiu. (2005). UML vs IDEF: An Ontology-oriented Comparative Study in View of Business Modelling.. ICEIS 2004 - Proceedings of the Sixth International Conference on Enterprise Information Systems.

17. G. Wali and C. Bulla, “A comprehensive review of AI model optimization: basics, techniques, challenges and future directions”, *Journal of Critical Reviews*, vol. 10, no. 7, pp. 524–530, 2023. <https://doi.org/10.53555/jcr.10.07.57>.

18. Rawat, Tara & Khemchandani, Vineeta. (2019). Feature Engineering (FE) Tools and Techniques for Better Classification Performance. International Journal of Innovations in Engineering and Technology. 10.21172/ijiet.82.024.

19. Fatih, Chellai. (2024). Lasso Regression Model. 10.13140/RG.2.2.23949.14563.

20. Vaidya, Madhavi & Associate, Ph & Affiliated, Hvpm & Sgbau, To & Amravati, Vilas & Thakare, V. M. & Head,. (2014). Design and Analysis of Large Data Processing Techniques. International Journal of Computer Applications. 100. 975-8887.

21. 7. Yahoo Finance - Stock Market Live, Quotes, Business & Finance News. *Yahoo Finance*.
URL: https://finance.yahoo.com/?guccounter=1&guce_referrer=aHR0cHM6Ly93d3cuZ29vZ2xlLmNvbS8&guce_referrer_sig=AQAAACk9jQ6FNn5xRt8LfPd2tUuOOzg a9cxqgpSyTYBocQs513xsvpL9IVpfPAS9lXOD1lURWWmxgGPaY-VofKuIm1Afx3mCo7--EYLVa4aKcpaAzHjtxtJBbdhvoYDAmlXIEr2yRkLrapj_oOd156iolQP0rNNiZMtXBrNidYAxzbW (date of access: 30.04.2025).

22. What is MongoDB? - Database Manual v8.0 - MongoDB Docs. *MongoDB: The World's Leading Modern Database | MongoDB*.
URL: <https://www.mongodb.com/docs/manual/> (date of access: 30.04.2025).

23. Berthold, Michael & Hand, David. (1999). Intelligent Data Analysis: An Introduction. 10.1007/978-3-662-03969-4.

24. An Improved Machine Learning-Driven Framework for Cryptocurrencies Price Prediction with Sentimental Cautioning / M. Zubair et al. *IEEE Access*. 2024. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2024.3367129> (date of access: 11.05.2025).
25. Cryptocurrency Price Prediction: A Comprehensive Analysis of High-dimensional Features with Deep Learning Techniques / Tripathy, Nrusingha & Nayak, Subrat & Hota, Sarbeswara & Dalai, Sasanka & Mishra, Debahuti & Tripathy, Jogeswar. (2025). URL: 10.1109/IC-SIT63503.2024.10862895.

ДОДАТКИ

Додаток А. Код програми

```
import matplotlib
matplotlib.use('Agg')

import telebot
import yfinance as yf
import matplotlib.pyplot as plt
import io

from telebot.types import InlineKeyboardMarkup, InlineKeyboardButton
from difflib import get_close_matches
import mplfinance as mpf
import pandas as pd

# Ініціалізація бота з API-ключем
API_KEY = SECRET_API
bot = telebot.TeleBot(API_KEY)

# Завантаження FAQ з файлу
def load_faq_data(file_path="faq.txt"):
    with open(file_path, "r", encoding="utf-8") as f:
        content = f.read()

    faq = {}

    sections = content.split("\n\n")

    for section in sections:
        lines = section.split("\n", 1)

        if len(lines) == 2:
```

```

    question, answer = lines

    faq[question.strip()] = answer.strip()

return faq

# Пошук найближчої відповіді
def find_best_answer(user_query, faq_data):

    questions = list(faq_data.keys())

    closest_match = get_close_matches(user_query, questions, n=1, cutoff=0.5)

    if closest_match:

        return faq_data[closest_match[0]]

    else:

        return "Вибачте, я не знайшов відповіді на ваше запитання."

# Функція для побудови графіку криптовалют
def plot_crypto(symbol, period="1mo"):

    data = yf.download(symbol, period=period)

    plt.figure(figsize=(10, 5))

    plt.plot(data.index, data['Close'], label=f"{symbol} (Close Price)")

    plt.xlabel("Дата", fontsize=8)

    plt.ylabel("Ціна (USD)")

    plt.xticks(rotation=45, fontsize=8)

    plt.title(f"Графік {symbol} за {period}")

    plt.legend()

    plt.grid(True)

# Збереження графіку у буфер пам'яті
buf = io.BytesIO()

plt.savefig(buf, format='png')

buf.seek(0)

```

```

plt.close()

return buf

# Функція для створення клавіатури з кнопками

def create_crypto_keyboard():

    keyboard = InlineKeyboardMarkup()

    buttons = [

        InlineKeyboardButton("BTC-USD", callback_data="BTC-USD"),

        InlineKeyboardButton("ETH-USD", callback_data="ETH-USD"),

        InlineKeyboardButton("BNB-USD", callback_data="BNB-USD"),

        InlineKeyboardButton("SOL-USD", callback_data="SOL-USD")

    ]

    keyboard.add(*buttons)

    return keyboard

# Завантаження FAQ

faq_data = load_faq_data()

# Обробка команди /start

@bot.message_handler(commands=['start'])

def send_welcome(message):

    bot.reply_to(message, "Вітаю! Я ваш помічник з криптовалютами. Виберіть графік криптовалюти:",

reply_markup=create_crypto_keyboard())

# Обробка натискання кнопок

@bot.callback_query_handler(func=lambda call: True)

def handle_callback_query(call):

    symbol = call.data

    buf = plot_crypto(symbol)

```

```

bot.send_photo(call.message.chat.id, buf, caption=f"Графік для {symbol}")

bot.answer_callback_query(call.id)

# Обробка текстових повідомлень
@bot.message_handler(func=lambda message: True)
def handle_message(message):
    user_query = message.text.strip() # Не перетворюємо в верхній регістр
    answer = find_best_answer(user_query, faq_data)
    bot.reply_to(message, f"Відповідь: {answer}")

# Запуск бота
if __name__ == "__main__":
    bot.polling()

```

```
{ } balance.json > [ ] balances > { } 3
1   {
2       "balances": [
3           {
4               "user_id": "1",
5               "currency": "BTC",
6               "amount": 0.5
7           },
8           {
9               "user_id": "1",
10              "currency": "ETH",
11              "amount": 10
12          },
13          {
14              "user_id": "2",
15              "currency": "BTC",
16              "amount": 1.2
17          },
18          {
19              "user_id": "2",
20              "currency": "USDT",
21              "amount": 1000
22          },
23          {
24              "user_id": "3",
25              "currency": "SOL",
26              "amount": 10000
27          }
28      ]
29  }
```

Лістинг колекції «Balance»

```

{} cryptocurrencies.json > ...
1  {}
2  "7": "Lucky7",
3  "42": "42 Coin",
4  "300": "300 token",
5  "365": "365Coin",
6  "404": "404Coin",
7  "433": "433 Token",
8  "611": "SixEleven",
9  "808": "808",
10 "888": "Octocoin",
11 "1337": "EliteCoin",
12 "1717": "1717 Masonic Commemorative Token",
13 "2015": "2015 coin",
14 "2024": "2024",
15 "2049": "TOKEN 2049",
16 "2192": "LERNITAS",
17 "ALIF": "ALIF COIN",
18 "COVEROLD": "Cover Protocol (old)",
19 "HAIR": "HairDAO",
20 "PGOLD": "Polkagold",
21 "SANDWICH": "Sandwich Network",
22 "NUB": "nubcat",
23 "OFC": "$0FC Coin",
24 "REACH": "/Reach",
25 "0KN": "0 Knowledge Network",
26 "HALF": "0.5X Long Bitcoin Token",
27 "HALFSHIT": "0.5X Long Shitcoin Index Token",
28 "ZEROEX": "0.exchange",
29 "007": "007 coin",
30 "ZOC": "01coin",
31 "ZRX": "0x",
32 "0XL": "0x Leverage",
33 "0X0": "0x0.ai",
34 "0X1": "0x1.tools: AI Multi-tool Plaform",
35 "0XBTC": "0xBitcoin",
36 "COCO": "0xCoco",

```

Лістинг колекції «Cryptocurrencies»

```
{ } transactions.json > ...  
1   {  
2     "transactions": [  
3       {  
4         "transaction_id": "1",  
5         "order_id": "1",  
6         "user_id": "1",  
7         "currency_pair": "BTC_USDT",  
8         "price": 50000,  
9         "amount": 0.1,  
10        "total": 5000,  
11        "status": "completed",  
12        "created_at": "2024-06-01T12:00:00Z"  
13      },  
14      {  
15        "transaction_id": "2",  
16        "order_id": "2",  
17        "user_id": "2",  
18        "currency_pair": "ETH_USDT",  
19        "price": 2500,  
20        "amount": 5,  
21        "total": 12500,  
22        "status": "completed",  
23        "created_at": "2024-06-01T12:00:00Z"  
24      }  
25    ]  
26  }  
27
```

Лістинг колекції «Transactions»

```
{ } users.json > ...  
1  {  
2    "users": [  
3      {  
4        "user_id": "1",  
5        "username": "john_doe",  
6        "email": "john@example.com",  
7        "password_hash": "hashed_password",  
8        "created_at": "2023-06-01T12:00:00Z",  
9        "updated_at": "2024-06-01T12:00:00Z"  
10     },  
11     {  
12       "user_id": "2",  
13       "username": "jane_doe",  
14       "email": "jane@example.com",  
15       "password_hash": "hashed_password",  
16       "created_at": "2023-06-02T12:00:00Z",  
17       "updated_at": "2024-06-02T12:00:00Z"  
18     },  
19     {  
20       "user_id": "3",  
21       "username": "max_pain",  
22       "email": "max@example.com",  
23       "password_hash": "hashed_password",  
24       "created_at": "2023-06-02T12:00:00Z",  
25       "updated_at": "2024-06-02T12:00:00Z"  
26     }  
27   ]  
28 }  
29
```

Лістинг колекції «Users»

```
{ } orders.json > ...  
1   {  
2     "orders": [  
3       {  
4         "order_id": "1",  
5         "user_id": "1",  
6         "order_type": "buy",  
7         "currency_pair": "BTC_USDT",  
8         "price": 50000,  
9         "amount": 0.1,  
10        "status": "open",  
11        "created_at": "2024-06-01T12:00:00Z",  
12        "updated_at": "2024-06-01T12:00:00Z"  
13      },  
14      {  
15        "order_id": "2",  
16        "user_id": "2",  
17        "order_type": "sell",  
18        "currency_pair": "ETH_USDT",  
19        "price": 2500,  
20        "amount": 5,  
21        "status": "open",  
22        "created_at": "2024-06-01T12:00:00Z",  
23        "updated_at": "2024-06-01T12:00:00Z"  
24      }  
25    ]  
26  }  
27
```

Лістинг колекції «Ordersq»

Керівництво користувача

Система інтелектуального аналізу ринку криптовалют (чат-бот)

1. Призначення

Система реалізована у форматі чат-бота і призначена для надання користувачу автоматизованих прогнозів, ринкових аналітик, візуалізацій даних і текстових пояснень щодо динаміки криптовалют. Взаємодія здійснюється через текстовий інтерфейс із підтримкою запитів природною мовою.

2. Основні функції

- Отримання актуального аналізу ринку
- Побудова прогнозів на основі історичних та онлайн-даних
- Візуалізація змін цін, індикаторів та ринкових настроїв
- Формування текстових пояснень до моделей та їх результатів
- Налаштування частоти оновлень і рівня деталізації аналітики

3. Взаємодія з користувачем

Користувач ініціює діалог за допомогою команд або запитів природною мовою. Система реагує відповідно до контексту, пропонуючи аналітичні звіти, графіки або пояснення. Інтерфейс адаптований до мобільних платформ та месенджерів.

4. Налаштування

Передбачено базову конфігурацію: вибір криптовалюти, періоду аналізу, глибини прогнозу. Є можливість підписки на сповіщення при зміні тренду або появі сильного сигналу.

5. Підтримка

Для отримання допомоги користувач може звернутись до служби підтримки через відповідну команду або форму зворотного зв'язку.

Поточні витрати	
Витрати на підтримку системи	13300
Втрати від нестабільної роботи системи	14600
Втрати від шахрайства	18050
загалом	45950

Рік	0	1	2	3
Витрати на підтримку системи	0	6,500	7,000	7,200
Втрати від нестабільної роботи системи	0	2,600	3,400	4,700
Втрати від шахрайства	0	6,700	4,100	3,750
загалом	0	15800	14500	15650

Грошові потоки					
Рік	0	1	2	3	Total
Initial Costs	7400	0	0	0	7400
TDV (present)	0	45950	45950	45950	137850
TDV (project)	0	15800	14500	15650	45950
Financial Value	-7400	30150	31450	30300	84500
Discounted Cash flow	-7400	26240	23822	19975	62637
r	14.90%	14.90%	14.90%	14.90%	

Показники ROI	
ROI	846.45%
NPV	55237
IRR	341%
Payback period	-

Рік	0	1	2	3	Total costs	Discounted Costs
апаратні засоби	1700					
початкове програмне забезпечення	2800					
початкове навчання	3400					
інші перехідні витрати	2500					
подальше оновлення ПЗ		700	500	650		
подальше навчання		850	950	1000		
підтримка		400	350	650		
Усього	10,400	1,950	1,800	2,300	16,450	
Discounted costs	10400.00	1697.13	1363.43	1516.24		14976.80
Discount rate	14.90%	14.90%	14.90%	14.90%	-	-

Рік	0	1	2	3	Total costs	Discounted Costs
оновлення апаратних засобів	2000	1800	1300		5,100	
початкове програмне забезпечення					0	
початкове навчання					0	
інші перехідні витрати					0	
подальше оновлення ПЗ		850	1150	1400	3,400	
подальше навчання		550	700	900	2,150	
підтримка		400	650	400	1,450	
Усього	2000	3600	3800	2700	12100	
Discounted costs	2000	3133.16	2878.35	1779.93		9791.441948
Discount rate	14.90%	14.90%	14.90%	14.90%	-	-

Можливі ризики впровадження							
Рік	0	1	2	3	Total costs	Discounted Costs	Risk
апаратні засоби	2,100				2100		-23.53%
початкове програмне забезпечення	2,550				2550		-9.80%
початкове навчання	800				800		-325.00%
інші перехідні витрати	950	350	100		1400		-78.57%
подальше оновлення ПЗ	250	4500	600	400	5750		67.83%
подальше навчання		500	250	200	950		-194.74%
підтримка	300	400	200	400	1300		-7.69%
Усього	6950	5750	1150	1000	14850		
Discounted costs	6950	5004.35	871.07948	659.234	13484.67	13484.66557	
Discount rate	14.90%	14.90%	14.90%	14.90%	-	-	

Тези доповіді на VI Міжнародній науково-практичній конференції молодих вчених, аспірантів і студентів "Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні"

(10 - 11 квітня 2025 р., м. Київ, Україна)

Радовецький О.О., магістр
Київський національний економічний
університет імені Вадима Гетьмана
radovetskyioleksandr@gmail.com

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ

Інтелектуальний аналіз ринку криптовалют сьогодні стає одним із ключових напрямів досліджень у сфері фінансових технологій та цифрової економіки. З огляду на стрімке зростання обсягів торгівлі, кількості цифрових активів та учасників ринку, виникає нагальна потреба в удосконаленні методів прогнозування та оцінки ризиків. Традиційні інструменти технічного та фундаментального аналізу часто виявляються недостатньо ефективними в умовах високої волатильності, інформаційного шуму та динамічних змін, притаманних криптовалютному середовищу. У цьому контексті все більшої значущості набувають підходи, що ґрунтуються на машинному навчанні, нейронних мережах, аналізі великих даних та інших засобах ШІ. Їх застосування дозволяє виявляти приховані закономірності, формувати більш точні прогнози та оперативніше реагувати на зміни ринкової кон'юнктури. Сучасні наукові дослідження демонструють значний потенціал таких інструментів у контексті інтелектуального аналізу, а також оцінки ризиків і побудови стратегій управління портфелем. Усе це зумовлює актуальність вивчення сучасних підходів до інтелектуального аналізу ринку криптовалют як одного з найдинамічніших і технологічно складних сегментів глобальної фінансової системи [1].

У сучасному аналізі ринку криптовалют застосовується низка методів, які можна умовно поділити на традиційні та інтелектуальні. Традиційні підходи базуються насамперед на технічному аналізі, який передбачає вивчення графіків цін та використання стандартних індикаторів, таких як ковзні середні, рівні підтримки і спротиву, обсяги торгів, а також осцилятори. Ці методи зручні у використанні та добре знайомі багатьом трейдерам, однак вони не завжди враховують повною мірою складну поведінку ринку криптовалют, особливо під час різких змін чи впливу зовнішніх факторів [2].

З огляду на зростання обсягів даних та інформаційної нестабільності, все частіше застосовуються інтелектуальні підходи до аналізу – тобто методи, що включають елементи машинного навчання та автоматичної обробки даних. Наприклад, використовуються алгоритми, які можуть розпізнавати закономірності на основі історичних даних про ціни, обсяги торгів і навіть публікації у соціальних мережах. Однією з переваг таких методів є здатність працювати з великим обсягом різномірної інформації та виявляти неочевидні зв'язки між подіями на ринку [3].

Поширення отримали моделі на основі класифікації та регресії, які дозволяють передбачити ймовірний напрямок руху ціни або її конкретне значення у короткостроковій перспективі. Зокрема, моделі можуть прогнозувати, зростатиме чи знижуватиметься курс певної криптовалюти, залежно від змін ринкових параметрів. Також дедалі частіше застосовується кластерний аналіз, який дає змогу об'єднувати подібні часові періоди або групи активів за схожими характеристиками, що корисно для побудови торгових стратегій [4].

Загалом, розвиток інструментів інтелектуального аналізу криптовалют іде у напрямку автоматизації, підвищення точності прогнозів та розширення джерел даних. Поєднання простих статистичних методів з елементами машинного навчання створює основу для більш гнучкого та адаптивного підходу до аналізу цього динамічного та нестабільного ринку.

Одним із найперспективніших інструментів для аналізу часових рядів на ринку криптовалют є нейронні мережі типу LSTM (Long Short-Term Memory). Ці моделі спеціально розроблені для роботи з послідовними даними та мають здатність зберігати

інформацію про попередні стани у пам'яті, що дозволяє враховувати як короткострокові, так і довгострокові залежності в даних. Завдяки цій властивості, LSTM виявляється особливо корисною при роботі з фінансовими часовими рядами, де значення поточних цін часто залежать від попередніх коливань [5].

На ринку криптовалют, де спостерігається висока волатильність і складна динаміка, LSTM-моделі дозволяють створювати прогнози зміни ціни на основі історичних даних, таких як значення закриття, обсяги торгів, індикатори технічного аналізу тощо. При належному навчанні така модель може не лише повторювати загальні тренди, але й передбачати потенційні розвороти або періоди зростання активності на ринку. Крім того, LSTM добре інтегрується з іншими підходами, наприклад, з аналізом настрою. У такому випадку модель може одночасно враховувати як числові показники (ціни, обсяги), так і текстову інформацію, що значно покращує точність прогнозування.

Модель ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) є одним із класичних методів аналізу часових рядів і широко використовується для прогнозування цін на фінансових ринках, включаючи ринок криптовалют. ARIMA поєднує три основні компоненти: авторегресію, інтеграцію для вирівнювання трендів та ковзне середнє, що дозволяє моделі враховувати історичні залежності в даних та коригувати їх за допомогою похибок [6].

Один із основних плюсів ARIMA полягає в її здатності моделювати стаціонарні часові ряди – тобто, ряди, які мають сталий середній рівень і сталу дисперсію. На ринку криптовалют, де часто спостерігаються тренди та цикли, необхідність у стабільності даних призводить до використання попередніх кроків, таких як диференціювання, щоб перетворити ряди на стаціонарні. Після цього модель ARIMA може бути застосована для прогнозування майбутніх значень на основі минулих трендів [6].

ARIMA є ефективною моделлю для прогнозування короткострокових змін на ринку криптовалют, зокрема для оцінки руху цін на конкретні активи в межах кількох днів або тижнів. Однак, її точність значною мірою обмежена при наявності довгострокових трендів або раптових змін на ринку, які можуть бути спричинені непередбачуваними зовнішніми факторами, такими як новини або зміни в регуляторному середовищі. Тому ARIMA краще працює в умовах стабільної ринкової ситуації, коли минуле може дати чітке уявлення про майбутнє.

Сучасні дослідження в сфері інтелектуального аналізу криптовалют активно фокусуються на прогнозуванні цін, аналізі настроїв через текстові дані, автоматизованих торгових стратегіях та використанні методів машинного навчання для виявлення аномалій і управління ризиками. Однак, менш дослідженими залишаються етапи збору та обробки інформації, а також процеси її перетворення для подальшого аналізу. Особливо недостатньо уваги приділяється стандартизації та інтеграції даних з різних джерел (біржі, новини, соціальні мережі) та обробці великих обсягів даних у реальному часі, що є важливим для ефективності прогностичних моделей.

Тенденція розвитку в галузі вказує на подальші дослідження та удосконалення наявних моделей машинного навчання, а саме більш комплексних та складних, серед яких рекурентні нейронні мережі та моделі трансформерів для аналізу часових рядів із високим рівнем шуму. Також тенденція в галузі вказує на необхідність інтеграції нових підходів до збору та обробки даних, зокрема удосконалення методів попередньої обробки та фільтрації шуму, що дозволить покращити якість вхідних даних для моделювання.

У перспективі розвиток технологій надасть можливість створення повноцінних систем ШІ, які базуються не лише на окремих моделях аналізу ринку та даних, а й підтримують синхронну роботу декількох моделей та представляють собою повноцінний автоматизований процес, який охоплює усі етапи: від збору та обробки даних з різних джерел до валідації результатів роботи ансамблю моделей ШІ та підтримки прийняття рішень в рамках торгової стратегії для різних криптовалютних активів.

Список використаних джерел

1. Using ML and Explainable AI to understand the interdependency networks between classical economic indicators and crypto-markets / A. Todorovska та ін. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2023. С. 128900. URL: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2023.128900> (дата звернення: 07.04.2025).
2. Ковальчук Л., Кудін А., Кучинська Н. ВСТУП ДО ТЕХНОЛОГІЇ БЛОКЧЕЙН ТА КРИПТОВАЛЮТ : навч. посіб. Київ, 2022. 137 с.
3. Пашко А. О. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ФІНАНСОВИХ ДАНИХ : навч. посіб. Київ, 2024. 117 с.
4. Muneer K., Fatima U. Cryptocurrencies Analytics with Machine Learning and Human-centered Explainable AI: Enhancing Decision-Making in Dynamic Market. *International Journal of Computer Applications*. 2025. Т. 186, № 62. С. 52–67. URL: <https://doi.org/10.5120/ijca2025924418> (дата звернення: 07.04.2025).
5. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. *Neural Computation*. 1997. Vol. 9, no. 8. P. 1735–1780. URL: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735> (date of access: 30.03.2025).
6. Forecasting of demand using ARIMA model / J. Fattah et al. *International Journal of Engineering Business Management*. 2018. Vol. 10. P. 184797901880867. URL: <https://doi.org/10.1177/1847979018808673> (date of access: 30.03.2025).

Науковий керівник: Добролюбова М.В., к.т.н., доцент.

Стаття для публікації у фаховому журналі категорії Б "Вісник Вінницького політехнічного інституту "

ISSN 1997-9266. Вісник Вінницького політехнічного інституту. 20... №

УДК 004.032.26

О. О. Радовецький¹
М. В. Добролюбова^{1, 2}

СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ

¹Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

²Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Криптовалютний ринок, який за останнє десятиліття демонструє стрімке зростання, є одним із найдинамічніших і найскладніших сегментів сучасної фінансової системи. Його особливості, такі як висока волатильність, децентралізована структура та значна кількість транзакцій, створюють суттєві виклики для традиційних методів аналізу. У цьому контексті системи штучного інтелекту набувають ключового значення як інструмент для обробки великих масивів даних, виявлення закономірностей та прогнозування трендів.

Штучний інтелект, використовуючи методи машинного навчання, аналізу часових рядів і нейронних мереж, дозволяє ефективно моделювати складні процеси, характерні для ринку криптовалют. Завдяки своїй здатності адаптуватися до змінних умов і швидко реагувати на нові дані, ШІ-системи забезпечують якісний аналіз, що стає основою для прийняття стратегічних рішень.

Ключові слова: криптовалюта, датасет, машинне навчання, глибоке навчання, нейромережі, системи штучного інтелекту, інтелектуальний аналіз даних.

Вступ

В сучасних реаліях не існує ізольованої країни, ринку або економіки, які б не були пов'язані з іншими. Відкритість та взаємодія стали більш важливими для економічних систем, які включають глобалізацію, міжнародні та децентралізовані цифрові ринки. Станом на теперішній час криптовалюти активи, що є цифровими засобами, розвиваються як товар і зараз відіграють важливу та значну роль у глобальній фінансовій системі [1].

Світ криптовалют почався у 2008 році з випуску Bitcoin (BTC), окремим або колективним використанням якого є псевдонім Сатоші Накамото. Це мала бути альтернативна та децентралізована платіжна система – цифрова готівка. На даний момент використання блокчейну – технології, яка забезпечує децентралізоване збереження даних, – зростає дедалі більше і більше нових інноваційних програм і криптовалют являють собою спробу децентралізації різних фінансових інструментів [2]. Ринок криптовалют є одним із найшвидше зростаючих з усіх фінансових ринків у світі. На відміну від традиційних ринків, таких як акції, валютний і товарний, вважається, що ринок криптовалют має більшу волатильність і неліквідність [3]. Біткойн та інші криптовалюти з'явилися як технологія, яка змінила правила гри в онлайн фінансових системах, що створюють проблему верифікації транзакцій та аналізу ринку.

Мета цієї статті – дослідити весь цикл розробки СШІ від етапів збору та обробки даних до валідації та представленням результатів та дослідити технічні аспекти застосування систем штучного інтелекту для інтелектуального аналізу ринку криптовалют, зокрема методів інженерії ознак (Feature Engineering), які досі залишаються недостатньо вивченими в контексті криптовалютних досліджень. У роботі розглядаються сучасні підходи до побудови інформативних ознак, що можуть суттєво впливати на точність прогнозів і результативність торгових стратегій у швидкоплинному цифровому середовищі. Кінцевим результатом є гібридна архітектура системи ШІ для аналізу криптовалютного ринку та підтримки прийняття рішень.

Специфіка ринку криптовалют

Криптовалютний ринок, як об'єкт аналізу, вирізняється своєю складною структурою, динамічністю та багатовимірністю даних, які він генерує. Однією з ключових характеристик даних цього ринку є їх висока частота, що передбачає постійне оновлення інформації про кожну зміну ціни або обсягу торгів. Такий рівень деталізації забезпечує точність аналізу, але водночас створює значні складнощі, пов'язані з обробкою великих масивів даних у режимі реального часу. Додатково ускладнює ситуацію значний рівень шуму, який виникає через випадкові коливання цін, що не мають економічного чи технічного обґрунтування. Нелінійність процесів, характерна для ринку криптовалют, ще більше

ускладнює створення точних моделей, оскільки традиційні методи аналізу часто не здатні адекватно відображати складні взаємозв'язки між змінними [4].

Типи даних, які використовуються для аналізу ринку криптовалют, є різноманітними за своєю природою. Часові ряди, що включають дані про ціни, обсяги торгів та інші фінансові показники, дозволяють виявляти тренди, волатильність і циклічність ринку. Ончейн-метрики, які охоплюють дані про транзакції, активність криптовалютних гаманців, а також інші параметри блокчейнів, забезпечують глибше розуміння внутрішніх процесів, що відбуваються у мережах криптовалют. Текстові дані, такі як новини, соціальні медіа-публікації, є джерелом інформації про настрої учасників ринку, потенційні ризики та зміни регуляторного середовища [4].

Для систем штучного інтелекту криптовалютний ринок ставить низку викликів, які потребують спеціалізованих підходів. Першим з основних завдань є виявлення аномалій у даних, таких як раптові зміни цін або обсягів торгів, які можуть бути ознаками маніпуляцій чи інших нестандартних явищ. Мультимодальність даних, тобто їх різноманітність за форматом і джерелом, вимагає інтеграції різних алгоритмів, здатних працювати з часовими рядами, ончейн-метриками та текстовою інформацією. Окрім того, аналіз даних у реальному часі є важливим для ефективного реагування на зміни ринку, що вимагає створення високопродуктивних і адаптивних рішень ШІ. Таким чином, специфіка ринку криптовалют як об'єкта аналізу визначає високі вимоги до систем штучного інтелекту, які повинні враховувати його складність, багатомірність і динамічність.

Архітектура систем штучного інтелекту для аналізу ринку криптовалют

Розробка ефективної архітектури систем штучного інтелекту для аналізу ринку криптовалют передбачає реалізацію багаторівневого підходу до обробки даних. Одним із ключових аспектів є забезпечення безперервного збору, попередньої обробки та подальшого аналізу інформації з різних джерел. Архітектура таких систем має бути орієнтована на роботу з різними типами даних: часовими рядами, ончейн-метриками, текстовими даними.

Архітектура ШІ для аналізу ринку криптовалют складається з кількох компонентів, які забезпечують ефективну обробку даних, виконання обчислень та представлення результатів. Кожен з компонентів виконує специфічну функцію, що дозволяє системі працювати як цілісний механізм для аналізу складного і динамічного середовища крипторинку [5].

Першим компонентом системи визначено модуль введення даних, де здійснюється їх збір із зовнішніх джерел. Для отримання фінансових даних широко використовуються інтерфейси програмування застосунків (API) криптовалютних бірж, таких як Binance, Coinbase тощо, які забезпечують доступ до інформації про ціни, обсяги торгів та інші ринкові показники. Текстова інформація, яка включає новини, соціальні медіа-публікації, збирається за допомогою парсингу веб-сторінок або використання спеціалізованих інструментів для роботи з неструктурованими даними. Для аналізу ончейн-метрик, таких як транзакції, активність гаманців та інші показники блокчейнів, застосовуються сервіси ончейн-аналітики, зокрема Glassnode, які надають доступ до структурованих даних, що відображають стан мереж криптовалют. В рамках даного компонента передбачена попередня обробка зібраних даних, яка є важливою для забезпечення їх якості та придатності для подальшого аналізу, а також здійснюється нормалізація даних, тобто приведення їх до єдиного масштабу або формату, що дозволяє уникнути помилок у моделюванні через різні одиниці вимірювання. Видалення шуму є необхідним для усунення випадкових коливань чи помилкових записів, які можуть спотворювати результати аналізу. Крім того, заповнення пропусків у даних забезпечує їх цілісність, що особливо важливо для часових рядів, де відсутність навіть невеликої кількості точок може негативно вплинути на точність прогнозів.

Другим компонентом є обчислювальний шар, який виконує основні обчислення та тренування моделей ШІ. Для роботи з великими обсягами даних і складними алгоритмами цей шар використовує сучасні апаратні засоби, такі як графічні та тензорні процесори. GPU/TPU забезпечують високу швидкість обробки, необхідну для застосування методів машинного навчання, таких як нейронні мережі, обробка часових рядів або аналіз текстових даних. На цьому етапі реалізуються також адаптивні алгоритми, які здатні навчатися на потокових даних у реальному часі, що є важливим для аналізу динамічного ринку криптовалют.

Останній компонент – вихідний шар, який відповідає за представлення результатів аналізу. Цей шар генерує прогнози, такі як передбачення цінних рухів, виявлення трендів або оцінка ризиків. Для зручності користувачів результати можуть бути представлені у вигляді візуалізацій, таких як графіки, теплові карти чи інтерактивні дашборди. Крім того, вихідний шар може надавати API для інтеграції

з трейдинговими ботами, що дозволяє автоматизувати процес прийняття рішень на основі результатів аналізу. Це забезпечує можливість швидкого реагування на зміни ринку та реалізації стратегій високочастотної торгівлі.

Загалом, інтеграція модулів введення даних, обчислювального шару та вихідного шару створює гнучку та потужну архітектуру, яка здатна ефективно працювати з великими обсягами даних, виконувати складні обчислення та надавати практичні результати для аналізу та прийняття рішень у межах ринку криптовалют.

Алгоритми та методи ШІ в аналізі криптовалют

Системи штучного інтелекту для аналізу ринку криптовалют використовують широкий спектр алгоритмів і методів, які забезпечують обробку даних, прогнозування та класифікацію ринкових трендів. На рис. 1 зображено загальне представлення методів ШІ, які можуть бути використані для обробки та аналізу криптовалют. Важливо зазначити, що до традиційних методів аналізу фінансових ринків можна віднести класичний технічний аналіз та статистичні моделі, зокрема модель ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average).

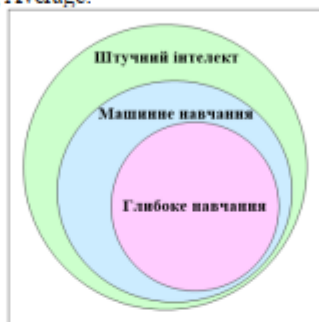


Рис. 1. Відношення між ШІ, Машинним Навчанням та Глибоким навчанням

До інтелектуальних методів можна віднести методи машинного навчання, такі як рекурентні нейронні мережі, методи дерев та моделі трансформерів. Машинне навчання є одним із ключових інструментів, який дозволяє моделювати складні процеси, характерні для ринку криптовалют, та отримувати інформативні результати, необхідні для прийняття рішень. На рис. 2 зображені методи машинного навчання для інтелектуального аналізу ринку криптовалют.

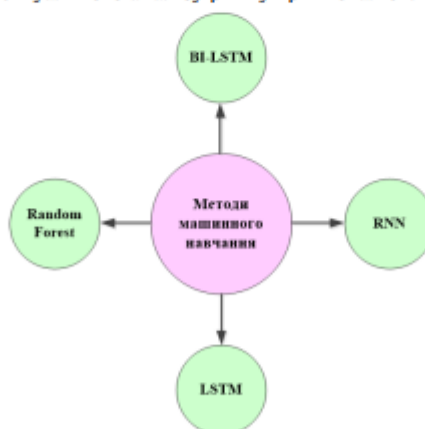


Рис. 2. Методи машинного навчання для інтелектуального аналізу ринку криптовалют

Одним із найбільш поширених підходів у прогнозуванні цін криптовалют є використання регресійних моделей. У цьому контексті алгоритм ARIMA часто застосовується для аналізу часових рядів, що включають історичні дані про ціни та обсяги торгів. ARIMA дозволяє виявляти короткострокові тренди та залежності між даними, що є корисним для побудови прогнозів на основі минулої динаміки

ринку. Однак цей метод має обмеження у випадках, коли дані демонструють високу нелінійність або складні взаємозв'язки [6].

Рекурентні нейронні мережі – RNN (Recurrent Neural Network) – є одними з базових архітектур для роботи з часовими рядами, що включають дані про ціни, обсяги торгів та інші фінансові показники ринку криптовалют. Особливістю RNN є їх здатність враховувати залежності між даними у часовій послідовності, що робить їх корисними для прогнозування короткострокових змін на ринку. Однак стандартні RNN мають обмеження у роботі з довгими часовими рядами через проблему «зникання градієнтів», що може призводити до втрати важливої інформації про попередні етапи даних. Для вирішення цієї проблеми використовуються вдосконалені варіанти RNN, такі як моделі LSTM та GRU, які здатні ефективно зберігати інформацію про довготривалі залежності та забезпечувати більш точні прогнози [9].

Для більш точного прогнозування, особливо у випадках нелінійних процесів, широко застосовуються нейронні мережі, зокрема моделі довготривалої короткочасної пам'яті – LSTM (Long Short-Term Memory). LSTM є різновидом рекурентних нейронних мереж, які здатні враховувати залежності між даними на великих часових відрізках. Завдяки своїй архітектурі LSTM ефективно моделює складні процеси, що включають волатильність ринку, раптові зміни цін та інші нестабільності, що є характерними для криптовалютного середовища. Це робить LSTM одним із найперспективніших інструментів для довгострокового прогнозування цін криптовалют [7].

Для класифікації трендів ринку використовуються алгоритми дерев рішень і їх ансамблеві варіанти, такі як Random Forest. Дерева рішень дозволяють будувати ієрархічні моделі, які на основі набору критеріїв класифікують ринкові умови, наприклад, як «висхідний тренд», «низхідний тренд» або «боковий рух». Random Forest, що є ансамблем дерев рішень, забезпечує високу точність класифікації завдяки використанню кількох моделей та їх усередненню. Цей підхід особливо корисний для аналізу мультимодальних даних, які включають часові ряди, ончейн-метрики та текстову інформацію. Алгоритми дерев рішень і Random Forest також мають високу інтерпретованість, що дозволяє пояснювати, які фактори вплинули на класифікацію, що є важливим для прийняття обґрунтованих рішень [8].

Глибоке навчання є одним із найбільш ефективних підходів у сучасному аналізі ринку криптовалют, особливо у випадках роботи з великими обсягами даних та складними залежностями між ними. Використання архітектур нейронних мереж дозволяє моделювати часові ряди, аналізувати довготривалі залежності та отримувати високоточні прогнози.

Технічна реалізація

В рамках дослідження було проаналізовано декілька моделей машинного навчання на одному датасеті, проаналізовано та провалідовано на різних метриках для оцінки та порівняння результатів роботи обраних моделей машинного навчання.

Вхідні дані до обробки зображені на рис. 3. Датасет був отриманий з відкритих джерел[11].

Bitcoin exchanges, mean USD

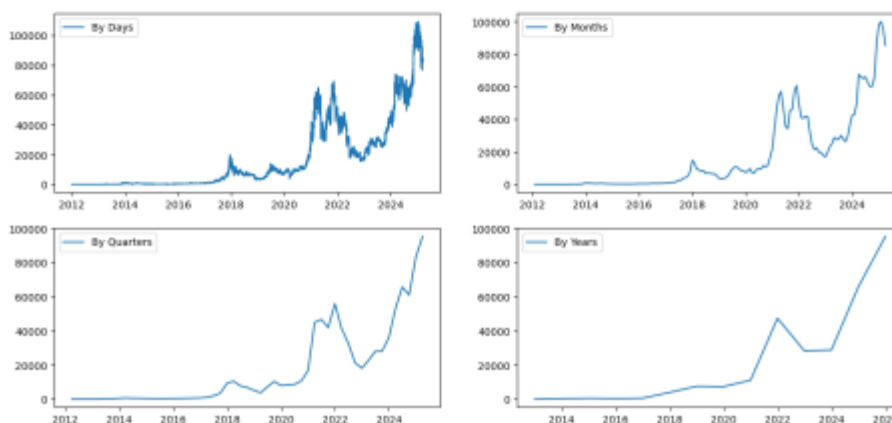


Рис. 3. Історичні дані ціни біткоїну

Для датасету характерна висока кількість шумів в розрізі днів, оскільки це типово для даних, які представлені часовими рядами. Для порівняння тренду та шумів дані були також представлені в інших форматах (рис. 4).

	Open	High	Low	Close	Volume
Timestamp					
2012-01-01	4.645697	4.645697	4.645697	4.645697	0.011919
2012-01-02	4.975000	4.975000	4.975000	4.975000	0.007014
2012-01-03	5.085500	5.085500	5.085500	5.085500	0.074365
2012-01-04	5.170250	5.170396	5.170250	5.170396	0.074468
2012-01-05	5.954292	5.954361	5.954292	5.954361	0.048839
...	...	...	...	...	...
2025-03-13	82290.540972	82313.129167	82267.109028	82290.079861	1.270834
2025-03-14	83134.962500	83158.131250	83115.371528	83137.437500	1.379858
2025-03-15	84359.192857	84365.928571	84354.221429	84360.639286	0.313882
2025-03-16	83577.397917	83592.028472	83563.555556	83578.120139	0.818196
2025-03-17	82569.000000	82569.000000	82566.000000	82566.000000	0.003019

4825 rows x 5 columns

Рис. 4. Табличне представлення вхідних даних

Вхідні дані для навчання моделей складаються з наступних атрибутів:

- часовий проміжок;
- перша ціна, з якою сталась угода на момент початку нового часового періоду;
- найвища ціна в часовому вікні;
- найнижча ціна в часовому вікні;
- кінцева ціна, з якою сталась угода на момент закінчення часового періоду;
- об'єм ринку в часовому вікні.

Для кращого навчання моделі в рамках дослідження були застосовані техніки інженерії ознак (Feature Engineering). Інженерія ознак відіграє важливу роль у підготовці даних для алгоритмів машинного навчання, оскільки створення нових ознак дозволяє моделі глибше аналізувати закономірності та взаємозв'язки у даних. У контексті ринку криптовалют цей процес є важливим через його складність, волатильність та багатовимірність даних. Додавання нових ознак сприяє отриманню більш інформативного представлення даних, що покращує точність прогнозів та загальну ефективність систем штучного інтелекту.

У рамках інженерії ознак було додано кілька ключових ознак, які розширюють можливості аналізу часових рядів ринку криптовалют. Зокрема, до набору даних було додано інформацію про місяць і рік. Ознака «місяць» дозволяє враховувати сезонні тренди, які можуть бути пов'язані з певними особливостями ринку, наприклад, підвищенням активності наприкінці фінансового року або під час значних економічних подій. Ознака «рік» спрямована на врахування довготривалих змін, таких як вплив макроекономічних факторів чи технологічних змін у криптовалютній індустрії.

Додатково було створено ознаку «різниця між цінами», яка відображає зміну ціни між поточним і попереднім часовими інтервалами. Ця ознака є важливою для аналізу волатильності ринку та виявлення трендів, таких як зростання чи падіння цін. Вона дозволяє моделі враховувати динаміку змін, що є особливо корисним для прогнозування короткострокових рухів на ринку. Ще одна важлива ознака – «ковзне середнє за 3 місяці», яке згладжує короткострокові коливання та допомагає виявляти довгострокові тренди. Ця ознака усуває вплив шуму та випадкових коливань, акцентуючи увагу на загальній ринковій динаміці.

Також для блоку вводу даних до усіх моделей було обрано датасет, який був перекомпонований за місяцями та середньою ціною. Це дозволило позбутись великої частини шумів в даних, оскільки флуктації в даних присутні на малому відрізку в часі. Для збереження даних ціни під час зміни розмірності був обраний метод додавання середньої ціни, що з методом інженерії ознак дозволить в повному обсязі проаналізувати дані та отримати продуктивну модель.

На рис. 5 представлений візуалізований результат роботи моделі ARIMA на повному наборі даних. Синя лінія відображає фактичну динаміку середньомісячної ціни біткоїна, тоді як пунктирна червона лінія представляє прогнозовані значення, отримані за допомогою моделі. Сіра вертикальна лінія позначає момент початку прогнозування, після якого модель екстраполює майбутню тенденцію на основі попередніх спостережень. Видима близькість прогнозних значень до фактичних свідчить про загальну адекватність моделі, хоча певні відхилення можуть вказувати на необхідність подальшого налаштування параметрів або використання додаткових факторів для підвищення точності прогнозу.

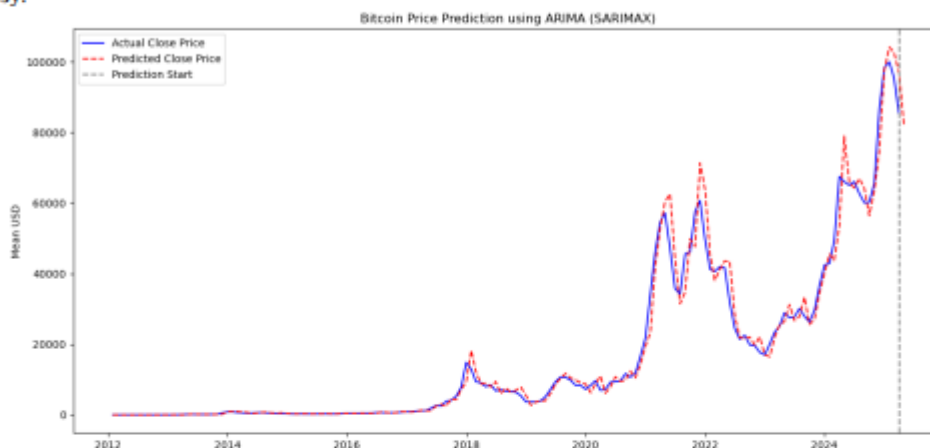


Рис. 5. Результат роботи моделі ARIMA

На рис. 6 представлено візуалізацію прогнозування середньомісячної ціни біткоїна за допомогою моделі Random Forest Regressor, яка була налаштована на 200 дерев рішень із фіксованим випадковим станом для забезпечення відтворюваності результатів. Червона лінія відображає прогнозовані значення, тоді як синя – реальні ціни. Відмінною рисою цього підходу є здатність вловлювати нелінійні залежності та взаємозв'язки між ознаками, що вигідно відрізняє його від ARIMA, яка базується переважно на часовій автокореляції. Однак через природу ансамблевих методів модель менш інтерпретована, ніж SARIMAX чи LSTM, що може ускладнювати аналіз вагомості окремих факторів. Незважаючи на певні відхилення в окремих точках прогнозу, отримані результати свідчать про прийнятний рівень точності для такого класу задач, хоча потенційне вдосконалення можливе за рахунок оптимізації гіперпараметрів або використання більш складних ансамблевих методів.

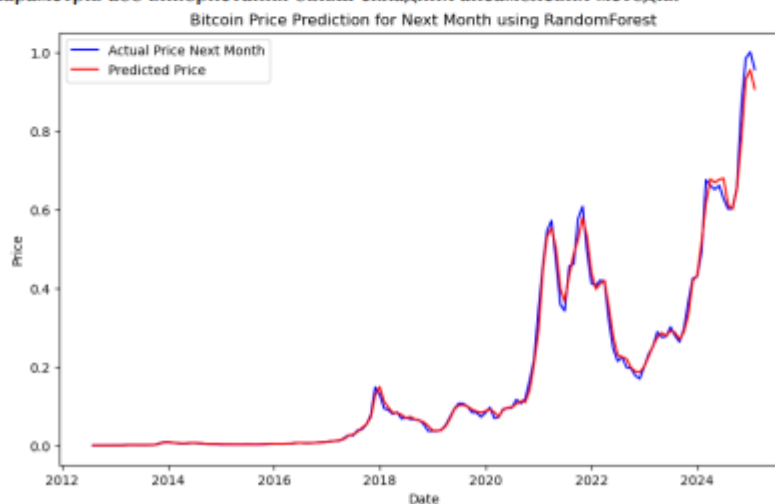


Рис. 6. Результат роботи моделі Random Forest

На рис. 7 представлено візуалізацію прогнозування середньомісячної ціни біткоїна за допомогою моделі LSTM. Модель була налаштована з використанням 12 попередніх місяців як вхідних даних для прогнозування ціни на наступний місяць. Червона лінія на графіку показує прогнозовані значення, а синя лінія відображає реальні ціни. LSTM, як модель глибинного навчання, має здатність захоплювати складні нелінійні залежності в часових рядах, що може бути перевагою порівняно з іншими класичними методами, такими як ARIMA або Random Forest. Однак, через складність самої архітектури та необхідність значної кількості даних для навчання, LSTM може вимагати довшого часу на налаштування і тренування. Враховуючи, що точність прогнозу ще потребує вдосконалення, подальша оптимізація моделі та її гіперпараметрів може привести до кращих результатів.

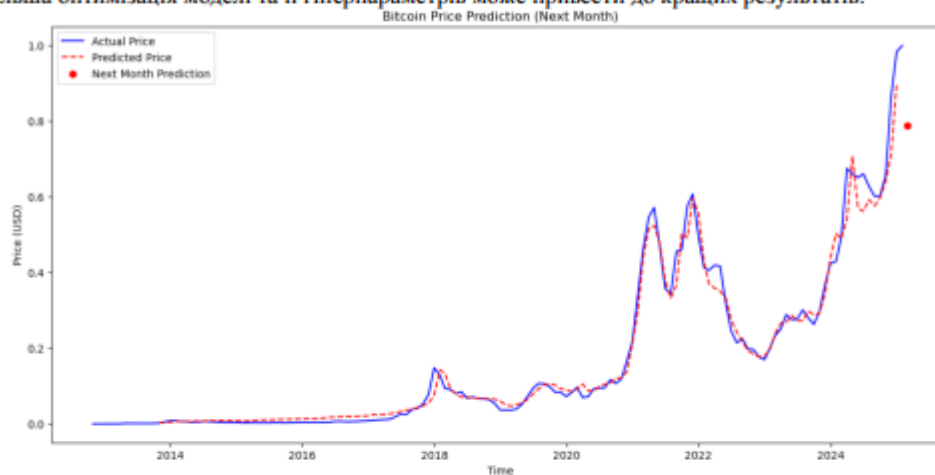


Рис. 7. Результат роботи моделі LSTM

У таблиці 1 представлені розрахунки основних метрик оцінки моделей штучного інтелекту, які були натреновані в рамках дослідження. Середня абсолютна похибка показує середню абсолютну похибку, середньоквадратична похибка враховує квадрати відхилень, надаючи більшу вагу великим помилкам, середньоквадратичне відхилення інтерпретується у тих самих одиницях, що й дані, а середня абсолютна відносна похибка виражає середню похибку у відсотках, що дозволяє оцінити відносну точність прогнозу.

Таблиця 1

Метрики оцінки моделей				
	Середня абсолютна похибка	Середньоквадратична похибка	Середньоквадратичне відхилення	Середня абсолютна відносна похибка
ARIMA	0,019	0,001429	0,38	16,47 %
Random Forest Regressor	0,009	0,0003	0,02	7,53 %
LSTM	0,02	0,0002	0,03	64,43 %

Результати оцінки моделей прогнозування цін на криптовалюту демонструють значні відмінності в їх ефективності. Модель Random Forest Regressor показала найкращу загальну продуктивність, забезпечивши найменшу похибку серед усіх оцінюваних моделей. Вона виявилася особливо точною у відносному вираженні, що свідчить про її здатність добре адаптуватися до трендів та закономірностей у даних. ARIMA продемонструвала помірну точність, поступаючись Random Forest, проте залишаючись надійним інструментом для прогнозування часових рядів. Її результати вказують на певні обмеження при роботі з нестабільними або нелінійними патернами, але водночас вона забезпечує адекватні прогнози на короткостроковому горизонті. LSTM, попри свої переваги у моделюванні складних залежностей, показала значно гіршу відносну точність. Висока середня абсолютна відносна похибка свідчить про нестабільність передбачень та, ймовірно, недостатню узгодженість між моделлю та характеристиками вхідних даних. Це може бути наслідком недостатнього обсягу тренувальних даних, потреби у кращій параметризації або надмірної чутливості до локальних змін у часовому ряді. Загалом, результати підтверджують, що Random Forest Regressor є найбільш збалансованим підходом

для даної задачі, тоді як ARIMA залишається придатною для короткострокового прогнозування, а LSTM вимагає подальшого вдосконалення для досягнення стабільних і точних передбачень.

Отже, на основі отриманих даних можна сформувати приблизну архітектуру СШІ для точного прогнозування криптовалютного ринку, який зображений на рис. 8. Серед основних компонентів визначено:

1. API відкритих джерел, який постачає дані в різних форматах для подальшого аналізу та тренування;
2. Модуль введення даних, який зберігає дані в базі даних;
3. Модуль обробки даних, який стандартизує та оброблює дані до потрібного формату а також застосовує наперед визначений метод інженерії ознак;
4. Модуль тренування моделей, який тренує як класичні статистичні моделі, так і моделі ШІ для подальшого їх використання в гібридній системі для аналізу ринкових трендів;
5. Модуль валідації результатів, який аналізує результати моделей для більш точного прогнозу;
6. Ансамбль моделей, який складається з статичних моделей та моделей ШІ які працюють одночасно для кращого прогнозування;
7. Система прийняття рішень, з якою взаємодіє користувач.

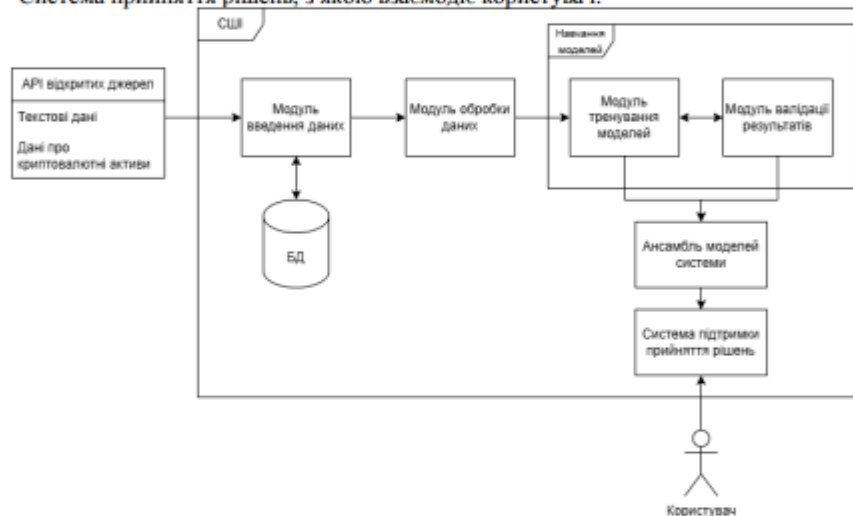


Рис. 8. Архітектура СШІ інтелектуального аналізу ринку криптовалют

Висновки

Досліджений весь цикл розробки гібридної системи ШІ та технічні аспекти застосування систем штучного інтелекту для інтелектуального аналізу криптовалютного ринку, що забезпечують точність прогнозів та оптимізацію торгових стратегій у цьому швидкозмінному середовищі. Також було створено архітектуру СШІ для подальшої реалізації системи. Особливу увагу було приділено методам інженерії ознак, який досі значною мірою залишається недостатньо дослідженим і що, в свою чергу, визначає ефективність моделей прогнозування.

Запропоновані методи інженерії ознак для кращої оцінки та передбачення цін на криптовалюту в рамках історичних даних на Біткоїн. Також натреновано та проаналізовано результати роботи трьох моделей штучного інтелекту, а саме метод Random Forest, ARIMA та LSTM. Результати дослідження показали, що найточнішим за всіма метриками є метод Random Forest, метод ARIMA може бути доволі корисним в короткостроковому прогнозуванні, а метод LSTM потребує додаткового налаштування.

Подальші кроки дослідження в сфері інтелектуального аналізу ринку криптовалют повинні зосереджуватися на вдосконаленні процесів збору та обробки даних з різноманітних джерел. Оскільки ринок криптовалют є дуже динамічним і залежить від численних факторів, таких як новини, соціальні медіа, економічні показники та поведінка учасників ринку, важливо створити систему для інтеграції та обробки даних з різних онлайн-ресурсів у реальному часі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Ana Todorovska et al., "Using ML and Explainable AI to understand the interdependency networks between classical economic indicators and crypto-markets", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 624, article 128900, August. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2023.128900>.
- [2] What is a meme coin? Dogecoin to the moon! (A. Stencil), 2023. [Online]. Available: <https://hal.science/hal-04360574v1/document>. Accessed on: March 17, 2025.
- [3] Waichung Chung et al., "Ascertaining price formation in cryptocurrency markets with machine learning", *The European Journal of Finance*, vol. 30, pp. 78-100. 2024. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2021.1908390>.
- [4] В. С. Денисенко, «Аналіз торгових стратегій на криптовалютному ринку», *Ефективна економіка*, № 5, с. 1-11, травень. 2022. <https://doi.org/10.32702/2307-2105-2022.5.83>.
- [5] R. Amirzadeh, A. Nazari, D. Thiruvady, "Applying Artificial Intelligence in Cryptocurrency Markets: A Survey", *Algorithms*, vol. 15, no. 11, pp. 1-26. 2022. <https://doi.org/10.3390/a15110428>.
- [6] J. Fattah et al., "Forecasting of demand using ARIMA model", *International Journal of Engineering Business Management*, vol. 10, pp. 1-9. 2018. <https://doi.org/10.1177/1847979018808673>.
- [7] S. Hochreiter, J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory", *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, November. 1997. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.
- [8] L. Breiman, "Random Forests", *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5-32. 2001. <https://doi.org/10.1023/a:1010933404324>.
- [9] Y. Chen, and J. Li, "Recurrent Neural Networks algorithms and applications", in *2nd International Conference on Big Data & Artificial Intelligence & Software Engineering (ICBASE). Conference proceedings*, Zhuhai, China, 2021, pp. 38-43. doi: 10.1109/ICBASE53849.2021.00015.
- [10] Xavier Amatriain, "Transformer models: an introduction and catalog", *arXiv (a curated research-sharing platform)* 2024, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.07730>.

Рекомендовано кафедрою інформаційних систем в економіці Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана

Стаття надійшла до редакції

Радовецький Олександр Олександрович – магістр кафедри інформаційних систем в економіці, e-mail: ;
 Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана, Київ;
Добролюбова Марина Валеріївна – канд. техн. наук, доцент кафедри інформаційних систем в економіці,
 доцент кафедри інформаційно-вимірювальних технологій, e-mail: m.dobroliubova@ukr.net
 Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана, Київ,
 Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Додаток Ж. Довідка про впровадження результатів досліджень

(гербовий або фірмовий знак підприємства)

М. _____
(назва міста)

«__»_____202_р.

Довідка

про впровадження результатів досліджень

Радовецького Олександра Олександровича

(Прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

виконаних в рамках кваліфікаційної магістерської роботи на тему
«Розроблення інтелектуальної системи аналізу ринку криптовалют_____»
ОПП «Системи штучного інтелекту»

Даним документом засвідчуємо, що дослідження здобувача другого (магістерського) рівня вищої освіти Радовецького Олександра Олександровича виконані в інтересах нашої організації.

Розроблений здобувачем програмний продукт Система інтелектуального аналізу ринку криптовалют має практичну цінність та прийнятий нашою організацією у дослідну експлуатацію з метою подальшого ознайомлення з функціоналом, внутрішнього тестування та, за результатами проведених робіт, переведений в промислову експлуатацію.

Права на розроблений програмний продукт належать автору/авторам та Замовнику робіт, й захищені Законом України «Про авторське право».

(Посада)

(Прізвище, ім'я, по батькові)

(Підпис)