

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**

Факультет інформаційних технологій

Кафедра технологій управління

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»

Освітньо-наукова програма «Управління проєктами»

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему:

**“ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСІВ УПРАВЛІННЯ ПРОЄКТОМ РОЗРОБКИ
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ТОРГІВЛІ КРИПТОАКТИВАМИ НА БАЗІ
НЕЙРОМЕРЕЖ”**

Студента 2-го курсу групи УП-21

Максима БОРИСЕНКА
(прізвище, ім'я)

(підпис студента)

Науковий керівник:

Кандидат технічних наук, доцент
кафедри технологій управління
(науковий ступінь, вчене звання)

Богдан ЄРЕМЕНКО
(прізвище, ім'я)

(дата) _____
(підпис)

Попередній захист:

(Висновок: “До захисту в Екзаменаційній комісії”)

Завідувач кафедри технологій управління

(підпис)

(прізвище, ініціали)

(дата)

Київ – 2026

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА
Факультет інформаційних технологій**

Кафедра технологій управління
Освітній рівень Магістр
Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
Освітня програма Управління проектами

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
професор Морозов В.В.
" ___ " _____ 20__ року

**З А В Д А Н Н Я
НА ВИКОНАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ**

Студент Максим Борисенко

Група УП-21

1. Тема кваліфікаційної роботи:

«Дослідження процесів управління проектом розробки інтелектуальної системи торгівлі криптоактивами на базі нейромереж»

Затверджена наказом від "05" грудня 2025 р. № 4.

2. Строк подання студентом готової роботи - "19" травня 2026 р.

3. Цільова установка та вихідні дані до роботи:

Дослідження проблематики та методів управління проектом розробки та впровадження інтелектуальної платформи автоматизованого криптовалютного трейдингу «Nexus-Trade» на основі гібридного аналітичного підходу в умовах високої інфраструктурної невизначеності та регуляторних обмежень.

4. Зміст роботи:

Аналіз проблематики криптовалютного ринку та існуючих рішень. Системний аналіз проблеми управління розробкою торгових ШІ-систем у фінтеху. Маркетингове обґрунтування проєкту та обґрунтування вибору гібридної методології управління розробкою. Базове планування проєкту. Вибір математичних моделей, розробка концептуальної моделі торгової системи та проєктування бази даних. Експериментальна перевірка предиктивної

архітектури (Proof of Concept). Календарне планування, фінансове планування, а також ідентифікація та оцінка ризиків проєкту.

5. Перелік графічного матеріалу (слайдів):

Дерево проблем, організаційна структура підприємства, матриця SWOT-аналізу, ієрархічна структура робіт (WBS) MVP-версії системи, організаційна структура (OBS) проєкту, концептуальна модель системи, фізична модель бази даних, результати бектестингу моделей, діаграма Ганта (календарний план), структура бюджету проєкту.

6. Календарний план виконання роботи

No з/п	Назва частин роботи	План виконання роботи
1	Вивчення літературних джерел з предмету дослідження	16.03.2026
2	Збір і вивчення матеріалів досліджуваної предметної області	20.03.2026
3	Складання плану кваліфікаційної роботи	23.03.2026
4	Ознайомлення наукового керівника з розгорнутим планом кваліфікаційної роботи. Внесення змін	25.03.2026
5	Підготовка розділу 1 (Аналіз сучасного стану проблеми)	30.03.2026
6	Підготовка розділу 2 (Обґрунтування системи управління проєктом)	06.04.2026
7	Підготовка розділу 3 (Технологічні та архітектурні рішення)	15.04.2026
8	Підготовка розділу 4 (Економічне та управлінське обґрунтування)	22.04.2026
9	Оформлення кваліфікаційної роботи	27.04.2026
10	Передача кваліфікаційної роботи науковому керівникові	29.04.2026
11	Передача кваліфікаційної роботи рецензенту	04.05.2026
12	Захист кваліфікаційної роботи	26.05.2026

Дата видачі завдання «08» грудня 2025 р.

Керівник роботи: к.т.н., доцент Богдан ЄРЕМЕНКО

(посада, ім'я, прізвище)

(підпис)

Завдання прийняв до виконання студент групи УП-21

Максим БОРИСЕНКО

(ім'я, прізвище)

(підпис)

ЗМІСТ

ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ПРОБЛЕМИ.....	11
1.1. Аналіз проблематики криптовалютного ринку	11
1.2. Огляд існуючих рішень (CEX/DEX інструменти) та обґрунтування необхідності впровадження ШІ	13
1.3. Теоретичні засади та огляд сучасних підходів до управління ШІ- проєктами у фінтеху.....	16
1.4. Аналіз проблеми управління розробкою торгових ШІ-систем.....	24
1.5. Постановка задачі дослідження.....	34
РОЗДІЛ 2. ОБґРУНТУВАННЯ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ПРОЄКТОМ	37
2.1. Характеристика діяльності підприємства та інтеграції проєкту.....	37
2.2. Маркетингове обґрунтування проєкту та постановка задачі	40
2.3. Обґрунтування вибору гібридної методології управління розробкою інтелектуальної системи.....	44
2.4. Базове планування проєкту	47
РОЗДІЛ 3. ТЕХНОЛОГІЧНІ ТА АРХІТЕКТУРНІ РІШЕННЯ ПРОЄКТУ	54
3.1. Вибір та обґрунтування математичних моделей системи	54
3.2. Розробка концептуальної моделі торгової системи «Nexus-Trade»	57
3.3. Проєктування бази даних системи	59
3.4. Експериментальна перевірка предиктивної архітектури (Proof of Concept)	61
РОЗДІЛ 4. ЕКОНОМІЧНЕ ТА УПРАВЛІНСЬКЕ ОБґРУНТУВАННЯ.....	66
4.1. Календарне планування.....	66
4.2. Фінансове планування	69
4.3 Ідентифікація та оцінка ризиків проєкту	76
ВИСНОВКИ.....	82
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ДЖЕРЕЛ	84
ДОДАТОК А.....	88
ДОДАТОК Б	94

АНОТАЦІЯ

кваліфікаційної роботи магістра на тему:

«Дослідження процесів управління проектом розробки

інтелектуальної системи торгівлі криптоактивами на базі нейромереж»

Студент: Борисенко Максим.

Науковий керівник: Єременко Богдан.

Рік захисту - 2026.

Темою даної роботи було обрано «Дослідження процесів управління проектом розробки інтелектуальної системи торгівлі криптоактивами на базі нейромереж», предметною областю якої є управління IT-проектами, фінансові технології, алгоритмічний трейдинг та системи штучного інтелекту.

Метою підготовки роботи є дослідження проблематики та методів управління проектом, розробка концептуальної моделі, організація процесів планування розкладу, вартості та управління ризиками під час створення інноваційного фінансово-технологічного продукту в умовах матричної структури підприємства.

Ціль проєкту - розробка та впровадження мінімально життєздатного продукту (MVP) інтелектуальної платформи автоматизованого криптовалютного трейдингу «Nexus-Trade», що використовуватиме гібридний математичний підхід (Selective State Space Models) та функціонуватиме за бізнес-моделлю SaaS.

Наукова новизна роботи складається: розроблено нову модель адаптованого гібридного фреймворку управління фінтех-проєктом, що поєднує гнучкі інженерні методології (Scrum) з таймбоксингом дослідницького треку (Kanban) для нівелювання стохастичності машинного навчання; розроблено структурні моделі управління проєктними ризиками на основі безпосередньої інтеграції безпекових практик DevSecOps та архітектури пояснюваного штучного інтелекту (XAI), що превентивно забезпечує комплаєнс-відповідність директивам MiCA та DORA; дістала подальшого розвитку модель управління фінансами в матричній структурі IT-підприємства за рахунок розрахунку внутрішнього крос-чарджу та трансформації класичного резерву у цільовий преміальний фонд. Були проведені дослідження процесів проєктування концептуальної архітектури III-системи та імітаційне моделювання (Proof of Concept) на історичних ринкових даних.

Кваліфікаційна робота складається з анотації, вступу, основної частини, яка включає чотири розділи, висновків, списку використаних джерел та додатків.

В першому розділі проводиться системний аналіз існуючих рішень та проблеми управління проектами у сфері фінансових технологій. Розкривається проблематика криптовалютного ринку, зокрема технологічна асиметрія та криза довіри до «чорних скриньок» ШІ. Формується дерево проблем та визначаються ключові фактори (регуляторні, інфраструктурні, алгоритмічні), що призводять до провалу розробки торгових систем.

Другий розділ присвячено аналізу зовнішнього середовища компанії та проекту за допомогою PEST- та SWOT-аналізу. Визначаються стратегічні альтернативи та обґрунтовується вибір гібридної методології (Dual-Track Development). Формується загальний опис діяльності: розробляється ієрархічна структура робіт (WBS), визначається матрична організаційна структура проекту (OBS) та формується система метрик і критеріїв готовності (DoD).

В третьому розділі наводиться опис технологічних та архітектурних рішень проекту. Визначаються та обґрунтовуються математичні моделі (Mamba, DRL, SHAP). Розробляється багаторівнева концептуальна архітектура системи, фізична модель гібридної бази даних та логіка інтеграції модулів ризик-менеджменту. Наводяться результати експериментальної перевірки (Proof of Concept) предиктивної архітектури на реальних ринкових даних.

В четвертому розділі проводиться реалізація управління проектом, що включає календарне планування, розподіл ресурсів та формування зведеного бюджету проекту. Будується динамічна мережева модель (діаграма Ганта) із вирівнюванням завантаженості персоналу. Проводиться комплексна ідентифікація ризиків, будується їх кількісна оцінка на основі розрахунку очікуваної грошової вартості (EMV) та розробляється детальний план стратегій реагування на критичні загрози.

За результатами роботи зроблено висновки. Ретельний аналіз продукту, архітектури, плану та процесів проекту, здійснений в даній роботі, допомагає прийти до висновку, що розгортання R&D-експерименту на базі діючого системного інтегратора є ресурсоефективним, а подальший розгляд проекту як рентабельного та перспективного з великою ймовірністю успішної реалізації у B2B-сегменті вважається доцільним. У роботі представлено результати бектестингу, що підтверджують життєздатність алгоритму.

Робота містить 87 сторінок без додатків, 13 рисунків та 4 таблиці. Додатки складають 12 сторінок.

Ключові слова: *управління IT-проектами, криптовалютний трейдинг, штучний інтелект, гібридна методологія, архітектурна модель, економічне обґрунтування, MLOps, управління ризиками, календарний план.*

ВСТУП

Сучасний сектор фінансових технологій переживає глибоку структурну трансформацію, зумовлену агресивною інтеграцією штучного інтелекту та швидким поширенням децентралізованих цифрових активів [1]. У цьому макроекономічному ландшафті криптовалютні ринки являють собою надзвичайно складне операційне середовище, що характеризується екстремальною ціноюволатильністю, відсутністю централізованих торгових годин, високочастотною генерацією даних та системною регуляторною невизначеністю. На відміну від традиційних фондових чи валютних ринків, криптовалютні біржі функціонуватимуть безперервно — двадцять чотири години на добу, сім днів на тиждень. Цей безперервний ринковий цикл робить ручний контроль з боку людини фундаментально недостатнім і вкрай вразливим до емоційних упереджень та втоми, що перетворює використання автоматизованих торгових систем із конкурентної переваги на абсолютну операційну необхідність [2]. Однак існуюча парадигма алгоритмічних рішень переважно поділяється на дві неоптимальні крайнощі: занадто прості боти, засновані на статичних технічних індикаторах, які не здатні адаптуватися до нелінійних змін ринкових режимів, або ж непрозорі моделі машинного навчання, що функціонують як чорні скриньки з високим ризиком системних збоїв. Відповідно, управління проєктами зі створення гібридних нейромережових торгових систем стає критично важливою науково-практичною проблемою, оскільки успіх таких продуктів визначається не лише точністю математичної моделі, але й зрілістю процесів управління ризиками, контролем якості та архітектурною надійністю, що вимагає розробки спеціалізованих управлінських фреймворків.

Випускна кваліфікаційна робота магістра виконана відповідно до плану науково-дослідних робіт кафедри технологій управління Київського національного університету імені Тараса Шевченка за освітньо-науковою програмою Управління проєктами.

Метою є дослідження проблематики та методів управління проектом розробки та впровадження Nexus-Trade — інтелектуальної платформи автоматизованого криптовалютного трейдингу на основі гібридного аналітичного підходу, що функціонуватиме за бізнес-моделлю Software-as-a-Service. Відповідно до поставленої мети в роботі визначено загальний напрямок дослідження, який реалізується через виконання комплексу послідовних завдань. По-перше, передбачається здійснення системного аналізу сучасного стану проблеми управління проектами у сфері фінансових технологій та штучного інтелекту, а також огляд існуючих алгоритмічних рішень на ринку криптовалют. По-друге, необхідно обґрунтувати систему управління проектом, що включає маркетинговий аналіз середовища, вибір адаптивної гібридної методології розробки та декомпозицію ієрархічної структури робіт. По-третє, завдання охоплюють формування технологічних та архітектурних рішень, зокрема обґрунтування вибору математичних моделей, проектування концептуальної архітектури, розробку бази даних та експериментальну перевірку предиктивної моделі. Нарешті, фінальним завданням є комплексне економічне та управлінське обґрунтування створення системи, що реалізується через детальне календарне і ресурсне планування, оптимізацію бюджету та кількісну оцінку проектних ризиків із формуванням дієвих стратегій реагування.

Об'єкт дослідження — процеси управління проектом розробки та впровадження інтелектуальної системи автоматизованого криптовалютного трейдингу в умовах високої інфраструктурної невизначеності та регуляторних обмежень.

Предмет дослідження — моделі, методи та інструменти гібридного управління проектами, а також процеси управління часом, вартістю та ризиками під час створення інноваційного фінансово-технологічного продукту.

Для досягнення поставленої мети та вирішення визначених завдань у роботі використано комплекс загальнонаукових та спеціальних методів. Методи системного та структурно-логічного аналізу застосовано для дослідження

проблематики криптовалютного ринку та структурування етапів управління ІІІ-проєктами. Методи стратегічного аналізу, такі як PEST, SWOT-аналіз та матриця TOWS, використано для маркетингового обґрунтування ініціативи та розробки стратегій реагування на макроекономічні виклики. Для розробки базового розкладу застосовано метод декомпозиції робіт, а також інструменти сіткового та календарного планування у середовищі MS Project. Окрім цього, в роботі використано методи кількісного аналізу ризиків для розрахунку очікуваної грошової вартості інцидентів, а також методи математичного та імітаційного моделювання для проєктування архітектури та тестування ефективності нейромережі Mamba і торгового агента.

У магістерській роботі отримано результати, що становлять наукову та практичну новизну. Вперше запропоновано та обґрунтовано адаптований гібридний фреймворк управління фінтех-проєктом, що поєднує гнучкі інженерні методології з таймбоксингом дослідницького треку, дозволяючи ефективно управляти бюджетом і розкладом в умовах стохастичності алгоритмів машинного навчання. Удосконалено процеси управління ризиками ІІІ-проєктів шляхом інтеграції безпекових практик DevSecOps безпосередньо в конвеєр розробки та архітектурного впровадження модуля пояснюваного штучного інтелекту для превентивного забезпечення відповідності європейським регуляторним вимогам MiCA та DORA. Також набула подальшого розвитку модель управління фінансами в матричній структурі ІТ-підприємства за рахунок розрахунку внутрішнього крос-чарджу та застосування цільового преміального фонду як дієвого інструменту мотивації замість класичного резерву на непередбачувані витрати.

Практичне значення отриманих результатів. Отримані теоретичні та аналітичні результати формують безпосередній базис для майбутньої практичної розробки управлінського фреймворку продукту Nexus-Trade. Концептуальна основа цього дослідження спрямована на забезпечення успішного створення мінімально життєздатного продукту, який включатиме аналітичне ядро з

нейронними мережами для короткострокового прогнозування цін та інтегрований модуль безризикової симуляції. Використання під час планування суворих стандартів тестування, оцінки ризиків та інформаційної безпеки, запозичених із корпоративної практики системного інтегратора Oberig IT, дозволяє екстраполювати ці високі вимоги на майбутній процес розробки та масштабування фінансової платформи.

Концептуальні положення, теоретичні висновки та розроблена архітектура проєктного управління готуються для подальшої апробації на міжнародних та всеукраїнських науково-практичних конференціях, присвячених проблемам комп'ютерних наук, управління проєктами та фінансових технологій. Основні результати теоретичного дослідження також плануються до публікації у фахових наукових виданнях з метою подальшої валідації запропонованих моделей управління життєвим циклом ШІ-систем науковим співтовариством.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ПРОБЛЕМИ

1.1. Аналіз проблематики криптовалютного ринку

Сучасний криптовалютний ринок являє собою одну з найбільш динамічних та швидкозростаючих фінансових екосистем у світі. Трансформувавшись із нішевого технологічного експерименту у глобальний клас інвестиційних активів, він привернув увагу мільйонів роздрібних та інституційних інвесторів. Проте, поряд із високим потенціалом прибутковості, цей ринок характеризується екстремальним рівнем ризику, що робить його фундаментально ворожим середовищем для ручного трейдингу. Для обґрунтування доцільності розробки інтелектуальної торгової системи необхідно детально проаналізувати ключові проблеми ринку, які призводять до масових втрат капіталу серед некваліфікованих учасників.

Головною відмінністю криптовалютного ринку від традиційних фінансових ринків (таких як фондові біржі NYSE або NASDAQ) є його безперервна робота: 24 години на добу, 7 днів на тиждень, 365 днів на рік [3]. Традиційні ринки мають години відкриття, закриття та вихідні, що дозволяє трейдерам аналізувати інформацію та адаптувати стратегії у спокійному середовищі. Натомість крипторинки не зупиняються ніколи. Постійна доступність ринку призводить до того, що інвестори проводять значну частину свого життя, спостерігаючи за графіками, що створює фізичну неможливість для людини-трейдера безперервно та ефективно контролювати свої відкриті позиції.

Крім того, криптовалюти демонструють безпрецедентний рівень волатильності. Згідно з дослідженнями, середньорічна історична волатильність індексу S&P 500 коливається в межах 15–20%, тоді як річна волатильність Bitcoin (BTC) традиційно становить 60–80% [4]. Математичний аналіз розподілу денної прибутковості показує, що криптовалюти мають значно вищу ймовірність екстремальних прибутків або збитків через так звані «важкі хвости» розподілу. Такі різкі коливання цін, що вдсятеро перевищують волатильність традиційних валютних пар (наприклад, USD/EUR), створюють умови, за яких капітал може

бути повністю втрачений за лічені хвилини у разі виникнення макроекономічних або технічних шоків.

Високий поріг волатильності у поєднанні з доступністю маржинальної торгівлі (кредитного плеча) призводить до катастрофічної статистики для роздрібних інвесторів. За даними європейських фінансових регуляторів та аналітики провідних платформ, більшість роздрібних клієнтів втрачають свій капітал під час торгівлі у сегменті деривативів із кредитним плечем.

У цій системі перерозподілу капіталу існує глибока технологічна асиметрія: роздрібні трейдери, які приймають рішення вручну, виступають контрагентами для інституційних гравців, маркетмейкерів та високочастотних алгоритмів (HFT). Алгоритми здатні аналізувати гігабайти даних і виставляти ордери за мілісекунди, не відчуваючи втоми. Коли людина-трейдер опиняється по той бік угоди з ШІ-алгоритмом, результат є математично детермінованим: відбувається систематичне перетікання капіталу від масового роздрібного сегмента до технологічно оснащеної меншості.

Окрім технологічної відсталості, слабкою ланкою ручного трейдингу є людська психологія. Безперервний моніторинг котирувань викликає хронічний стрес та тривожність [5]. Під час управління фінансами в умовах високого стресу активуються когнітивні упередження, що руйнують стратегію. До основних поведінкових пасток належать:

1. Емоційне управління позиціями (FOMO та FUD): Синдром втраченої вигоди змушує купувати активи на піку їхньої вартості, тоді як страх і паніка призводять до розпродажів на локальному дні ринку [6].
2. Порушення ризик-менеджменту: У гонитві за швидким прибутком або під час спроб «відігратися» після збитків, трейдери ігнорують математичні моделі управління капіталом. Вони ризикують непропорційно великою часткою депозиту в одній угоді, що неминуче призводить до ліквідації балансу [7].

3. Когнітивне виснаження: Необхідність постійно моніторити графіки призводить до емоційного вигорання та втрати концентрації [6].

Усвідомлення цих фундаментальних проблем та невтішної статистики втрат призводить до логічного висновку: стабільна та прибуткова діяльність на криптовалютному ринку сьогодні практично неможлива без автоматизації торгових процесів та повного виключення людського фактора. Спекулятивний капітал гостро потребує інструментів, здатних працювати цілодобово, без емоційних упереджень і з жорстким математичним контролем ризиків.

1.2. Огляд існуючих рішень (CEX/DEX інструменти) та обґрунтування необхідності впровадження ШІ

Відповідаючи на цей запит, провідні централізовані та децентралізовані торгові майданчики пропонують користувачам низку вбудованих алгоритмічних інструментів. Проте детальний аналіз їхньої архітектури свідчить про наявність системних конфліктів інтересів та обмежень у складних ринкових умовах, що вимагає ретельного дослідження технологічних прогалин на сучасному ринку.

Найбільш масовим сегментом автоматизації на платформах централізованих бірж є статичні алгоритмічні стратегії, зокрема сіткові роботи (Grid) [8] та алгоритми усереднення доларової вартості (DCA). Принцип роботи сіткового алгоритму базується на розстановці лімітних ордерів у фіксованому ціновому діапазоні, тоді як системи усереднення здійснюють ступінчасті закупівлі при просіданні активу. Фундаментальною вадою цих інструментів для роздрібного інвестора є їхня абсолютна статичність та реактивність. На відміну від інституційних алгоритмів, які динамічно перераховують параметри на основі математичних моделей волатильності, масові біржові роботи використовують жорстко задані користувачем налаштування. У разі сильного спрямованого тренду ціна пробиває межі розрахованого діапазону, що неминуче призводить або до зупинки торгівлі зі збитком, або до критичного накопичення токсичної позиції проти ринку, що часто завершується примусовою ліквідацією депозиту. Крім того, подібні інструменти архітектурно оптимізовані для генерації

максимально великої кількості транзакцій. Це безпосередньо максимізує комісійний дохід торгової платформи, але не гарантує збільшення чистого прибутку самого користувача.

В екосистемі децентралізованих фінансів (DEX) автоматизація пасивного доходу реалізується здебільшого через надання ліквідності в пули автоматизованих маркетмейкерів (АММ) [9]. Користувач блокує свої активи у смарт-контракті, отримуючи відсоток від комісій інших учасників ринку. Хоча цей підхід створює ілюзію безпечного інвестування, він ігнорує математичний ризик непостійних збитків (Impermanent Loss). Під час різких цінових коливань базового активу алгоритм автоматизованого маркетмейкера ребалансує пул таким чином, що інвестор завжди залишається з більшою кількістю тієї монети, яка стрімко дешевшає. На практиці, при роботі з високо-волатильними криптоактивами, розмір непостійних збитків здебільшого значно перевищує отриманий дохід від комісійних зборів.

Іншим популярним напрямом автоматизації є сервіси соціальної торгівлі або копітрейдинг [10], які дозволяють автоматично дублювати угоди інших учасників ринку. Цей підхід позиціонується як спосіб передати управління капіталом професіоналам, проте фактично він не усуває, а лише делегує проблему людського фактора. Маркетинг подібних сервісів значною мірою спирається на когнітивне упередження виживання (Survivorship bias): платформи активно просувають у рейтингах трейдерів, які демонструють аномально високу прибутковість у короткостроковому періоді за рахунок використання надмірного кредитного плеча. При неминучій зміні ринкового циклу такі стратегії зазнають краху, що призводить до втрати коштів тисячами підписників. Додатковою проблемою масового копіювання є технічні затримки та прослизання ціни (Slippage), через що алгоритм копіювання завжди входить в ринок за гіршими цінами, ніж оригінальний трейдер.

Щодо інституційних алгоритмів виконання, таких як інструменти зваженої за часом (TWAP) або обсягом (VWAP) середньої ціни [11], варто зазначити, що

вони призначені виключно для приховування активності великого капіталу та мінімізації ринкового впливу. Вони є суто операційними інструментами, які не містять предиктивної логіки для генерації прибутку, що робить їх використання недоцільним для завдань спекулятивного примноження капіталу роздрібною інвестора.

Проведений порівняльний аналіз демонструє, що всі доступні масові інструменти страждають від спільної архітектурної проблеми: вони реагують виключно на те, що вже відбулося на ринку, не маючи здатності адаптуватися до майбутніх змін. З огляду на це, логічним кроком еволюції торгових систем є створення гібридного рішення. Теоретично ефективною стала б система, яка поєднує в собі строгу математичну дисципліну класичних алгоритмів (здійснення операцій з чіткими інтервалами та за безпечною стратегією управління капіталом) з адаптивністю штучного інтелекту. Якщо такий алгоритм навчати на потокових актуальних даних, він міг би динамічно змінювати параметри своєї роботи: наприклад, превентивно призупиняти інтервальні закупівлі перед імовірним обвалом ринку або оптимізувати діапазон торгівлі перед сплеском волатильності.

На сьогоднішній день на ринку програмного забезпечення практично відсутні доступні якісні альтернативи, які б поєднували предиктивні можливості машинного навчання та жорсткий алгоритмічний ризик-менеджмент у форматі продукту для масового користувача. Подібні технології залишаються переважно закритими розробками хедж-фондів. Враховуючи цю глибоку технологічну прогалину, висувається гіпотеза про те, що розробка інтелектуальної торгової системи, яка базується на синергії безпечних інтервальних стратегій та предиктивних моделей штучного інтелекту, здатна розв'язати проблему збитковості учасників ринку, які використовуватимуть цей інструмент. Відповідно, ініціація проєкту зі створення такої системи є науково та практично обґрунтованою задачею, успішна реалізація якої дозволить перевірити зазначену гіпотезу в реальних ринкових умовах.

1.3. Теоретичні засади та огляд сучасних підходів до управління ШІ-проєктами у фінтеху

Практична перевірка висунутої гіпотези та успішна розробка предиктивної торгової системи вимагають не лише алгоритмічної експертизи, а й застосування спеціалізованих методологій управління, які суттєво відрізняються від класичної інженерії програмного забезпечення. Швидка еволюція та інтеграція штучного інтелекту в дисципліни управління проєктами та кількісних фінансів сформували значний і вкрай складний масив академічної літератури. Щоб точно контекстуалізувати специфічні вимоги до управління проєктом розробки інтелектуальної криптовалютної торгової системи, було проведено ретельний огляд сучасних наукових джерел, опублікованих у період з 2020 по 2026 рік.

У своєму дослідженні А. Mogbojuri та співавтори проводять комплексний аналіз впровадження та впливу штучного інтелекту на управління проєктами [12]. Автори розглядають проблему операційної неефективності та серйозних вузьких місць у прийнятті рішень, притаманних традиційним методологіям реалізації проєктів. Використовуючи кількісне бібліометричне картографування, дослідження робить висновок, що технології штучного інтелекту, зокрема машинне навчання та предикативна аналітика, суттєво підвищують ефективність проєктів шляхом покращення стратегій пом'якшення ризиків та автоматизації виконання рутинних завдань. Однак дослідження виявляє серйозні системні прогалини у впровадженні в різних галузях. Зокрема, автори наголошують на поширеному «дефіциті навичок та експертизи» серед сучасних менеджерів проєктів, надмірно високих капіталовкладеннях, необхідних для інтеграції штучного інтелекту, та глибокій «організаційній інерції», зумовленій етичними питаннями та проблемами підзвітності. Хоча дослідження успішно відображає макrorівневі бар'єри для впровадження ШІ в загальному управлінні проєктами, залишається значна прогалина. У статті підкреслюється абсолютна необхідність високоякісних даних і надійних етичних рамок, але систематично не надається предметно-орієнтованих методологій для фінансового сектору. У літературі

бракує нормативного робочого процесу для інтеграції цих високорівневих вимог управління проєктами у високо-волатильні середовища високочастотних даних, притаманні алгоритмічним криптовалютним ринкам.

У праці V. D. Vuong та колег розглядається фундаментальна алгоритмічна проблема поєднання нелінійного розпізнавання патернів нейромережами із суворими вимогами інтерпретованості традиційних статистичних моделей [13]. Автори вирішують стійку проблему відмінностей у механізмах обчислювального висновування, використовуючи Tractable Approximate Gaussian Inference (TAGI), що дозволяє здійснювати аналітично гнучке висновування в межах байєсівських мереж довгої короткострокової пам'яті (Bayesian LSTM). Ця математична інновація забезпечує безшовний імовірнісний зв'язок між нейронною мережею та моделями простору станів (State-Space Models), що призводить до створення високоефективної гібридної моделі, яка автоматично вивчає складні сезонні патерни, зберігаючи при цьому критично важливу здатність декомпонувати часовий ряд на інтерпретовані компоненти рівня та тренду. З суто алгоритмічної точки зору, ця стаття забезпечує надійну, передову теоретичну основу для аналітичного ядра такої системи. Однак з позиції управління проєктами, ця література залишає величезну операційну прогалину щодо життєвого циклу розробки програмного забезпечення, необхідного для розгортання такої математично складної гібридної моделі у виробничому середовищі SaaS. Обчислювальні витрати, наслідки для затримок (latency) та вимоги до безперервної інтеграції для виконання постійного байєсівського висновування не оцінюються в контексті суворих угод про рівень обслуговування (SLA) щодо затримок API, необхідних для реального високочастотного криптовалютного трейдингу.

Дослідник O. C. Anakanire безпосередньо розглядає теоретичний розрив, що існує між традиційним управлінням ризиками проєкту — яке історично зосереджується виключно на графіку, обсягах та бюджеті — і нормативними ризиками, які привносить штучний інтелект, а саме етичними питаннями,

конфіденційністю та регуляторним управлінням [14]. Автор пропонує ітеративну «модель життєвого циклу забезпечення впевненості» (assurance lifecycle model), спеціально адаптовану для фінансового сектору та розробки ПЗ, виступаючи за остаточний відхід від лінійних моделей постачання на користь безперервного, проактивного моніторингу ризиків. Запропонований фреймворк робить сильний акцент на необхідності формального «аудиту упередженості» алгоритмів, суворому дотриманні новітніх стандартів, таких як NIST AI Risk Management Framework, і поетапному управлінні з використанням чітких контрольних точок ризику, безпосередньо інтегрованих в уточнення беклогу на рівні спринтів Agile. Це джерело є надзвичайно релевантним для встановлення загальної структури управління та комплаєнсу проєкту. Проте запропонований фреймворк залишається значною мірою якісним, адміністративним і теоретичним. Залишається критична прогалина в перетворенні цих високорівневих управлінських контрольних точок на відчутні, автоматизовані перевірки конвеєра MLOps на рівні коду, які б не перешкождали серйозно швидким циклам ітерацій, що вимагаються командами Agile.

Колектив авторів R. Subramanya, S. Sierla, V. Vyatkin досліджує серйозні вузькі місця у розгортанні, які часто трапляються в життєвому циклі розробки програмного забезпечення через експоненційне зростання додатків машинного навчання в корпоративних середовищах [15]. Автори адаптують стандартні принципи DevOps для формування комплексного фреймворку MLOps, застосовуючи його спеціально до прогнозування часових рядів на погодинному ринку електроенергії «на добу вперед». Вони підкреслюють критичну реальність того, що основний код машинного навчання становить лише мізерну частку загальної необхідної системної архітектури, наголошуючи на абсолютній необхідності надійної інфраструктури, конвеєрів безперервної інтеграції та доставки (CI/CD) для обробки даних і відстеження моделей. Дослідження успішно демонструє наскрізний операційний конвеєр для прогнозування ринку. Однак ринок електроенергії, попри свою динамічність, працює на відносно

стабільних погодинних прогнозах. Ринок криптовалют, навпаки, функціонує на субсекундних частотах із екстремальною волатильністю. Помітна прогалина в цій літературі полягає в адаптації цих фундаментальних фреймворків для управління екстремальними інфраструктурними вимогами, швидкою деградацією моделей і вимогами до перенавчання в реальному часі, що диктуються високочастотними алгоритмами криптотрейдингу.

Науковці D. Kreuzberger, N. Kühl та S. Hirschl у своїй публікації представляють огляд MLOps, який формалізує визначення, принципи, ролі, а також наскрізну архітектуру й робочий процес, використовуючи змішаний дизайн дослідження, що поєднує огляд літератури, аналіз інструментів та експертні інтерв'ю [16]. Центральним концептуальним внеском є розуміння MLOps як перетину машинного навчання, інженерії програмного забезпечення (DevOps/CI/CD) та інженерії даних, де цикли зворотного зв'язку та моніторинг розглядаються як ключові елементи. Архітектура включає ролі (бізнес-стейкхолдер, архітектор рішень, інженер даних, DevOps-інженер, ML-інженер/MLOps-інженер) та етапи робочого процесу від ініціації продукту до моніторингу і тригерів перенавчання у разі виявлення дрейфу. Це безпосередньо стосується торгових ШІ-систем, де періодичність перенавчання, метрики моніторингу та розподіл відповідальності мають бути чітко визначені через високі фінансові ризики. Прогалина, що залишається, полягає в тому, що архітектура визначає функціональні компоненти та ролі, але не пропонує механізмів управління для вирішення конфліктів, коли цілі продуктивності (прибутковість) суперечать цілям безпеки та комплаєнсу (цілісність ринку, пояснюваність), що є надзвичайно важливим для торгових продуктів.

В аналітичних звітах компанії Seekr та дослідженнях M. Johnson зі співавторами детально задокументовано критичну проблему «чорної скриньки» сучасного ШІ, яка перешкоджає регуляторним перевіркам та знижує довіру користувачів [17,18]. Обидва джерела детально описують абсолютну необхідність пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI, XAI) для

досягнення регуляторної відповідності, пом'якшення алгоритмічної упередженості та забезпечення можливості постійного налагодження системи. У літературі зазначається, що фінтех-компанії, які застосовують ШІ-орієнтовані фреймворки управління продуктами з надійними метриками пояснюваності, досягають значного покращення продуктивності. Крім того, платформи, які використовують такі методи, як Shapley Additive Explanations (SHAP), користуються високою перевагою через забезпечення необхідної математичної стабільності та прозорості. Хоча математична та регуляторна необхідність ХАІ є ретельно задокументованою, в літературі з управління проектами бракує конкретних метрик щодо обчислювальної та фінансової вартості генерації цих складних пояснень у режимі реального часу. Обчислення значень Шеплі відоме своєю ресурсомісткістю; відтак, інтеграція цієї вимоги у високочастотного торгового бота без порушення критичних обмежень затримки залишається значною мірою невирішеною проблемою управління проектами та архітектури.

У масштабних звітах MIT Project NANDA та S&P Global Market Intelligence наведено вичерпний емпіричний аналіз надзвичайно високих показників невдач під час корпоративного впровадження систем штучного інтелекту [19, 20]. S&P Global повідомляє, що 42% опитаних компаній скасували абсолютну більшість своїх ШІ-ініціатив у 2025 році, що є величезним зростанням порівняно з 17% попереднього року. Крім того, в середньому 46% проєктів підтвердження концепції (PoC) у сфері ШІ відкидаються, так і не дійшовши до виробництва. Дані MIT Project NANDA розкривають ще більш сувору реальність, документуючи, що 95% кастомних корпоративних ШІ-проєктів повністю не приносять жодного вимірного повернення інвестицій. Виявлені першопричини включають серйозну невідповідність щодо очікуваного прибутку на інвестиції (ROI), погану базову готовність даних і фундаментальне управлінське нерозуміння того, що ШІ-проєкти вимагають дата-центричного підходу, а не традиційних методологій написання коду [21]. Ці джерела надають життєво важливі емпіричні докази, що підтверджують необхідність спеціалізованих

методологій управління проєктами. Однак вони функціонують переважно як посмертний аналіз, а не як нормативні посібники. Наукова прогалина полягає у формулюванні проактивної методології управління проєктами, яка превентивно розраховує очікувану вартість якості (Cost of Quality), щоб запобігти цим катастрофічним невдачам ще до етапу початкового розподілу капіталу.

Дослідники М. М. John, Н. Н. Olsson та J. Bosch розробили комплексне емпіричне керівництво з впровадження MLOps, запропонувавши п'ятивимірний фреймворк, еволюційну модель зрілості та таксономію для адаптації практик машинного навчання до специфічних бізнес-вимог [22]. Застосовуючи мульти-кейсовий дизайн на базі 14 компаній з різних індустрій, автори класифікують зрілість процесів за п'ятьма етапами (від фрагментарного «Ad hoc» до безперервного оптимізаційного «Kaizen MLOps») та п'ятьма наскрізними вимірами, виокремлюючи організаційний аспект (ролі та комунікації) як рівноцінний технічним, а також використовуючи критерії нормативної відповідності та операційної досконалості. Релевантність цього дослідження для розробки торгових ШІ-систем є надзвичайно високою: воно доводить, що життєздатність продукту залежить не лише від точності прогнозів, а й від інфраструктурної здатності забезпечити безперервний моніторинг і автоматизоване перенавчання, що є критичним для криптовалютних ринків із високим ризиком дрейфу даних. Проте невирішеною прогалиною залишається загальногалузевий характер запропонованої моделі, яка розглядає розгортання як стандартний інженерний процес і не враховує специфічних для алгоритмічного високочастотного криптотрейдингу обмежень, таких як збереження мікросекундних затримок при складній конвеєрній обробці даних та інтеграція автоматизованого управління фінансовими ризиками безпосередньо в CI/CD конвеєр.

Нормативні документи Європейського управління цінних паперів і ринків (ESMA) формують основоположну регуляторну базу, що визначає правове середовище діяльності криптовалютних систем через впровадження регламенту

Markets in Crypto-Assets (MiCA) [23]. Нормативні тексти встановлюють неймовірно суворі стандарти операційної прозорості, системної стійкості та дуже специфічного форматування документації (white papers) криптоактивів з використанням машинозчитуваного формату iXBRL. Крім того, регламент прямо вимагає від постачальників послуг з криптоактивів (CASP), які керують алгоритмічними системами, вести вичерпні записи книги ордерів та дані про транзакції у стандартизованих форматах JSON із використанням методології ISO 20022. Література також окреслює специфічні перехідні періоди, які значно відрізняються залежно від країни-члена, триваючи аж до липня 2026 року. Хоча ESMA надає остаточні юридичні та технічні вимоги щодо комплаєнсу, наукова прогалина в управлінні проєктами полягає у практичній інтеграції цих масивних вимог безпосередньо в життєвий цикл розробки Agile. Менеджери проєктів повинні розробити абсолютно нові методи оцінки та управління обсягами робіт, щоб врахувати значні, постійні накладні витрати на регуляторну звітність і збереження даних у стані готовності до аудиту.

У праці дослідників Gabana P. та M. Santos здійснено оцінку специфічних конфігурацій нейронних мереж, оптимізованих для управління ризиками та капіталом у сфері криптотрейдингу [24]. Дослідження ретельно тестує архітектуру багат шарового персептрона (MLP), оптимізуючи мережі для прогнозування конкретних рухів цін із використанням визначених історичних вікон введення. Що критично важливо для управління проєктними ризиками, автори інтегрують «експертний наглядний шар» в архітектуру моделі для управління торговим капіталом, застосовуючи суворі алгоритмічні правила для порогів стоп-лос і тейк-профіт, які працюють за умови вкрай песимістичного ринкового припущення. Продуктивність моделі ретельно вимірюється з використанням стандартних індикаторів фінансового ризику, таких як максимальне просідання, коефіцієнт влучань та прибутковість. Включення цього експертного наглядового шару демонструє дуже практичний підхід до пом'якшення алгоритмічного ризику. Проте дослідження зосереджується

переважно на історичних, статичних середовищах бектестингу. Стійкою прогалиною в літературі є комплексний фреймворк управління проєктами, необхідний для переходу від цієї теоретичної, орієнтованої на ризик моделі з локального тестового середовища до живої, високомасштабованої хмарної інфраструктури, де ненадійність API, затримки мережі та серйозне прослизання ордерів докорінно змінюють математичні реалії теоретичних механізмів управління ризиками.

Дослідження I. Palanisamy, S. Palanichamy та пов'язана література з будівництва/виробництва досліджують інтеграцію штучного інтелекту в оцінку витрат і глибокий вплив елементів вартості якості (Cost of Quality) на загальні витрати проєкту [25]. Дослідження комплексно використовують методи факторного планування та статистичної перевірки гіпотез, щоб підтвердити суттєвий, згубний вплив витрат на внутрішні та зовнішні збої на загальну життєздатність проєкту. Хоча методологія вартості якості широко визнана як критичний показник ефективності у виробництві та будівництві, її застосування в індустрії програмного забезпечення — особливо в рамках розробки нематеріальних конвеєрів машинного навчання — залишається вкрай недостатньо дослідженим. У літературі бракує визначеного фреймворку для трансформації фізичних витрат на запобігання та оцінку у специфічні витрати на очищення даних, навчання моделей та безперервне тестування, необхідні для систем алгоритмічного трейдингу.

Науковці D. Schlegel, K. Schuler, J. Westenberger визначили фактори невдач ШІ-проєктів на основі якісних експертних інтерв'ю та класифікували їх за категоріями, включаючи нереалістичні очікування, проблеми з варіантами використання, організаційні обмеження, відсутність ключових ресурсів та технологічні проблеми [26]. Ця доказова база є вагомим, оскільки вона забезпечує емпірично обґрунтовану таксономію причин невдач, які виходять за межі технічної побудови моделі; ці фактори вказують на те, що невдачі ШІ-проєктів часто виникають через проблеми в управлінні, прогалини в ресурсному

забезпеченні та невідповідність між очікуваною бізнес-цінністю та практичною здійсненністю. У контексті дослідження ці проблеми трансформуються в конкретні проєктні ризики, такі як неоднозначні цілі продуктивності (очікування прибутку), недостатній потенціал інженерії даних та втрата довіри стейкхолдерів через непрозорість моделі. Невирішена прогалина полягає в тому, що дослідження є міждоменним; фінансовий трейдинг вводить додаткові обмеження (цілісність ринку, схильність до екстремальних втрат), які посилюють наслідки невдачі й вимагають більш консервативних порогів управління

1.4. Аналіз проблеми управління розробкою торгових ШІ-систем

Процеси управління складними проєктами з розробки програмного забезпечення у секторах фінансових технологій та штучного інтелекту наразі функціонують у стані системної кризи [26]. Ця криза характеризується фундаментальним та широко поширеним розривом між теоретичними технологічними можливостями штучного інтелекту та фактичним успіхом їх впровадження на корпоративному рівні [19, 20]. Стан об'єкта дослідження визначається як сфера з високими темпами зростання та одночасно високими ризиками, що характеризується одночасною невизначеністю у поведінці ринку, залежністю від сторонніх платформ, вразливістю до кіберзагроз та постійним розширенням регуляторних обмежень [21].

Вичерпний аналіз поточних ринкових даних, інфраструктурних реалій та мінливих нормативних баз однозначно доводить, що застосування традиційних евристик управління проєктами до криптовалютних систем на основі штучного інтелекту неминуче призводить до катастрофічного провалу проєкту. Ці провали можна систематизувати через низку ключових факторів (драйверів), які вимагають принципово нових, гібридних підходів до управління.

Світова індустрія фінансових технологій наразі переживає безпрецедентний приплив капіталу. У 2022 році сектор оцінювався приблизно у 310 мільярдів доларів США, а венчурні інвестиції досягали близько 50 мільярдів

доларів щорічно. Незважаючи на таку масивну капіталізацію, структурні показники провалів базових проєктів є приголомшливо високими .

- Базовий рівень невдач для фінтех-стартапів із венчурним капіталом наразі становить 75% [27].
- Для стартапів, орієнтованих безпосередньо на штучний інтелект, 85% зазнають краху протягом перших трьох років [27].
- Корпоративні AI-проєкти демонструють ще гіршу статистику: 95% розроблених на замовлення рішень повністю не здатні забезпечити вимірювану рентабельність інвестицій (ROI) [19].
- В середньому 46% корпоративних доказів концепції (Proof of Concepts) штучного інтелекту відкидаються ще до стадії впровадження у виробництво, а 42% компаній у 2025 році згорнули більшість своїх ініціатив у сфері ШІ [20].

Багаторівневий аналіз показує, що ці екстраординарні показники невдач рідко спричинені фундаментальними, нерозв'язними недоліками в базових математичних алгоритмах. Натомість вони глибоко вкорінені у серйозних недоліках управління проєктами, таких як організаційні обмеження, відсутність ключових ресурсів, нереалістичні очікування та технологічні проблеми.

По-перше, головним фактором є "невідповідність рентабельності інвестицій" (ROI misalignment) [10, 21]. Менеджери проєктів часто ініціюють розробку ШІ без визначення відчутних, математично перевірених бізнес-цілей. У контексті криптотрейдингу прибутковість часто помилково ототожнюють із точністю прогнозів моделі, хоча на реальні результати критично впливають обмеження виконання, комісії, прослизання цін (slippage) та події "хвостового ризику" (tail-risk).

По-друге, організації систематично не усвідомлюють необхідності переходу від традиційної розробки, орієнтованої на код, до сучасної інженерії, орієнтованої на дані. Проєкти зі штучним інтелектом фундаментально обмежені кількістю, швидкістю та якістю даних. Нездатність управлінців подолати розрив

між корпоративним управлінням даними та суворими вимогами до "даних, готових для ШІ", призводить до створення моделей, які чудово працюють у стерильних демонстраційних середовищах, але катастрофічно провалюються в хаотичних, зашумлених потоках реальних криптовалютних ринків.

У розробці повністю автоматизованих систем алгоритмічної торгівлі латентність інфраструктури (затримка) та залежність від сторонніх платформ є критичними факторами ризику [28].

Фізичні обмеження та SLA (Service Level Agreements): Криптовалютний ринок є глобально фрагментованим, а взаємодія з біржами вводить неминучі фізичні та архітектурні обмеження затримки, обмежені законами фізики (наприклад, швидкістю поширення світла у волоконно-оптичних кабелях). Фізична географічна відстань створює абсолютний мінімум затримки. Наприклад, з'єднання між сервером AWS у Нью-Йорку (відстань ~10 800 км) та процесором зведення ордерів Binance у Токіо має мінімальну односторонню затримку 54 мілісекунди, тоді як з Франкфурта (~9 300 км) ця затримка становить 46 мілісекунд. В алгоритмічній торгівлі затримки, що вимірюються сотнями мілісекунд, регулярно призводять до серйозного прослизання під час виконання ордерів, миттєво перетворюючи теоретично прибутковий сигнал на реалізований фінансовий збиток [28].

Надійність API та ліміти платформ: Інтерфейси програмування додатків (API) бірж нав'язують суворі обмеження швидкості та вимагають алгоритмічної логіки відступу (backoff) [29]. Наприклад, документація Binance визначає, що запити оцінюються за "вагою", поточна використана вага повертається в заголовках, а при отриманні помилки HTTP 429 клієнти зобов'язані призупинити запити. Отже, система повинна включати планування з урахуванням лімітів швидкості, черги та логіку "автоматичних вимикачів" (circuit-breaker); інакше торгові рішення на основі ШІ не зможуть надійно виконуватись у реальному часі. З точки зору проектного менеджменту, графік і обсяг проекту повинні явно виділяти час на обробку помилок та стрес-тестування логіки обмеження

швидкості. Більше того, розгортання торгових серверів має бути географічно колоковане з центрами обробки даних біржі з обов'язковим використанням WebSocket API для потокового передавання даних замість стандартних протоколів REST.

Перебої в роботі та збої інфраструктури: Системний вплив перебоїв у роботі служб спростовує припущення про постійний доступ до ринкових даних. Емпіричні дані доводять, що збої платформ не є рідкістю. Наприклад, 20-годинна перерва в роботі біржі Urbit (викликана пожежею в центрі обробки даних критичного провайдера автентифікації KakaoTalk) призвела до зменшення обсягів торгів приблизно на 94% під час збою, що ілюструє, як залежність від інфраструктури безпосередньо обмежує участь у ринку [30]. Інший приклад — "флеш-креш" 19 травня 2021 року, коли біржа Binance зазнала відключення торгових функцій для роздрібних клієнтів. Дослідження показали, що відсутні транзакції під час цього інциденту заповнювалися постфактум методами, які не відповідали закону Бенфорда, що породжує серйозні ризики цілісності даних та юридичних суперечок [31]. Під час періодів екстремальної волатильності, як-от у жовтні 2024 року на Binance, величезні хвилі ліквідацій викликали затримки виконання ордерів та масивні стрибки латентності API. Біржа тоді прямо виключила будь-яку компенсацію за "особисті торгові збитки, спричинені коливаннями цін" під час затримки. Це диктує вимогу до проєктних менеджерів включати в рамки проєкту механізми безперервності (наприклад, роботу в режимі зниженої функціональності або умови безпечної зупинки) як невід'ємну частину планування.

Регуляторний ландшафт для цифрових активів остаточно перейшов від неоднозначних вказівок до ери суворих правових рамок. Для країн Європейського Союзу ключовим обмеженням стає Регламент щодо ринків криптоактивів (MiCA), який замінює фрагментовані національні підходи єдиною структурою, орієнтованою на прозорість ринку, стабільність та захист користувачів [23].

З точки зору управління проєктами, відповідність MiCA не є другорядною операційною задачею; це жорстке, визначальне проєктне обмеження, яке безпосередньо впливає на графік розробки, інженерний бюджет та базову архітектуру системи.

- Регламент вимагає створення комплексних "білих книг" (white papers) проєкту у машинозчитуваному форматі Inline eXtensible Business Reporting Language (iXBRL), суворо узгодженому з таксономією Європейського управління з цінних паперів і ринків (ESMA).
- Постачальники послуг криптоактивів (CASP), що використовують алгоритмічні системи, зобов'язані вести вичерпні, незмінні записи книги ордерів та дані транзакцій у стандартизованих форматах JSON з використанням методології ISO 20022. Це забезпечує постійну ідентифікацію всіх угод за допомогою ідентифікаторів юридичних осіб (LEI) та ідентифікаторів цифрових токенів (DTI).
- Перехідний графік є надзвичайно фрагментованим. Хоча базові правила застосовуються з 30 грудня 2024 року (а Розділи III та IV з 30 червня 2024 року), існують різні національні періоди адаптації. Наприклад, у Франції, Італії, Іспанії та на Кіпрі дедлайн подовжено до липня 2026 року, у Німеччині — до кінця 2025 року, а в Польщі та Нідерландах — до середини 2025 року.

Паралельно з цим, Закон про цифрову операційну стійкість (DORA), який почав застосовуватися з 17 січня 2025 року, формалізує очікування щодо управління ризиками ІКТ та операційної стійкості, безпосередньо впливаючи на те, як плануються і перевіряються залежності від сторонніх сервісів [32]. Нездатність ідеально узгодити графік випуску програмного забезпечення з цими суворими нормативними термінами створює ризик негайного припинення діяльності та суворих фінансових санкцій, які, відповідно до пов'язаних законів ЄС про штучний інтелект, можуть сягати до 35 мільйонів євро.

Використання складних архітектур, таких як гібридні згорткові нейронні мережі (CNN) та мережі з довгою короткостроковою пам'яттю (LSTM), вводить системний ризик феномену "чорного ящика". Хоча ці моделі чудово фіксують довгострокові часові залежності, їхні внутрішні математичні процеси прийняття рішень є абсолютно непрозорими для людини [2, 17]. У суворо регульованих фінансових службах впровадження незрозумілих моделей ШІ є категорично неприйнятним через абсолютну неможливість перевірки торгових рішень, верифікації відсутності алгоритмічної упередженості або обґрунтування раптових втрат капіталу.

Аналіз наглядних органів чітко пов'язує брак пояснюваності в алгоритмічній торгівлі з ризиками маніпулювання ринком (наприклад, у середовищах навчання з підкріпленням, де алгоритми можуть "навчитися" шкідливій поведінці). Твердження торгових фірм про те, що моніторингу результатів достатньо без розуміння внутрішньої логіки моделі, прямо суперечить регуляторним очікуванням щодо контролю та підзвітності.

Отже, менеджери проєктів повинні примусово інтегрувати інфраструктури зрозумілого штучного інтелекту (Explainable AI - XAI), такі як Shapley Additive Explanations (SHAP) або Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME), безпосередньо в архітектуру продукту з першого дня [17]. Додавання пояснюваності постфактум призводить до математично слабких пояснень, які регулярно не проходять регуляторний аудит. Це перетворює Explainable AI з конкурентної переваги на інструмент контролю якості та зниження ризиків.

Цей фактор кардинально змінює парадигму вартості якості (Cost of Quality) проєкту [5, 20]. Менеджери проєктів повинні фінансово обґрунтовувати надзвичайно високі витрати на профілактику (Prevention Costs), що включає очищення наборів даних та найм експертів із дотримання нормативних вимог, а також високі витрати на оцінку (Appraisal Costs) через сувору перевірку концепції та аудит упередженості моделей. В алгоритмічній торгівлі зовнішній збій (External Failure) — помилка алгоритму, що призводить до реального

виконання помилкового ордеру на ринку — несе асиметричні, потенційно нескінченні фінансові витрати. Максимізація витрат на профілактику є не просто передовим досвідом забезпечення якості, а фундаментальною метрикою виживання, необхідною для запобігання повному колапсу проєкту.

Розробка торгових алгоритмів страждає від внутрішньої нестабільності життєвого циклу моделей машинного навчання в нестационарних середовищах, що генерує величезний обсяг "прихованої роботи", яку традиційне управління проєктами часто недооцінює. У криптотрейдингу деградація моделей (drift) є неминучою через зміни режимів, модифікації мікроструктури бірж та еволюцію поведінки учасників ринку [16]. Для розуміння масштабу цієї роботи достатньо розглянути запропонований Microsoft дев'ятиетапний життєвий цикл, який безперервно вимагає формування вимог, збору, очищення та розмітки даних, інженерії ознак, навчання, оцінки, розгортання та моніторингу моделі із множинними циклами зворотного зв'язку [22].

Оскільки ці етапи постійно повторюються, література з MLOps (Machine Learning Operations) концептуалізувала необхідність безперервного моніторингу, де виявлення дрейфу розглядається як безпосередній тригер для автоматизованих робочих процесів перенавчання [16, 22]. Отже, моніторинг і перенавчання моделей повинні розглядатися як запланована операційна робота з визначеними бюджетами, графіками та контролем змін, а не як спеціальні "вдосконалення" за залишковим принципом. Базовий план проєкту повинен обов'язково включати зобов'язання щодо управління життєвим циклом: версіонування моделей і даних, відтворюваність навчання, контрольовані процеси випуску оновлень моделей та явні стратегії відкату (rollback). Без цих елементів терміни та обсяг робіт стають абсолютно нестабільними, оскільки основний компонент прийняття рішень у системі постійно змінюється з часом.

Комплексний синтез проведеного теоретичного дослідження та аналізу наукових джерел дозволив сформулювати остаточну оцінку поточного стану проблеми управління складними фінансово-технологічними проєктами.

Дослідження однозначно доводить, що традиційні, ізольовані методології управління проєктами є вкрай недостатніми та структурно непристосованими для роботи з екстремальною складністю систем криптовалютного трейдингу на базі штучного інтелекту. Аналіз статистичних даних та емпіричних кейсів підтверджує, що в середовищі, де перетинаються екстремальна волатильність ринку, чутлива до затримок інфраструктура, нові жорсткі правові рамки та математична непрозорість моделей глибокого навчання, тотальний провал проєктів є статистичною нормою.

Наукова література переконливо доводить, що продукти зі штучним інтелектом у сфері трейдингу необхідно розглядати не просто як математичні «моделі у додатку», а як складні соціотехнічні системи. Огляд інженерії ШІ-орієнтованих систем та методологій управління якістю підкреслює, що основні ризики розгортання та експлуатації концентруються на етапах життєвого циклу, пов'язаних із моніторингом, підтримкою працездатності та безперервним управлінням даними. Відповідно, управління проєктами у цій сфері має докорінно змістити фокус на результати життєвого циклу моделі: відтворюваність результатів, суворе версіонування, безперервний моніторинг та контрольовану еволюцію алгоритмів. Робота з конвеєрами даних (data pipelines) та інфраструктурою навчання повинна класифікуватися як першочергові результати проєкту (first-class deliverables), а не як неявні або допоміжні завдання, що виникають на пізніх етапах розробки.

Оцінка науково-практичної літератури дозволила виокремити три фундаментальні ідеї, злиття яких є критично необхідним для уникнення системного провалу:

- Синтез ітеративної розробки та управління моделями. Наукові джерела вказують на необхідність гібридної логіки управління проєктами, яка зберігає гнучкість розробки (Agile) для інфраструктурних елементів системи, одночасно формалізуючи управління аналітичним ядром через фреймворки Machine Learning Operations (MLOps). Методології MLOps

забезпечують жорсткий контроль над артефактами, встановлюють валідаційні шлюзи (validation gates) та автоматизують перенавчання моделей у відповідь на неминучий статистичний дрейф (model drift), який є критичною проблемою прогнозування фінансових часових рядів. Такий підхід створює багаторівневу логіку управління: швидкі ітерації у безпечних зонах (користувацький інтерфейс, API) та контрольовані, регламентовані зміни у зонах з високим ризиком (торгові нейронні мережі).

- Безпека та стійкість як структурні обмеження проєкту. Аналіз впровадження DevSecOps та інституційного досвіду у сфері кібербезпекових рішень переконливо доводить, що операційна стійкість та безпека є фундаментальними обмеженнями проєктів, а не їх опціональними функціями. Дослідження показують, що конвеєри безперервної інтеграції та розгортання (CI/CD) можуть бути використані зловмисниками для компрометації системи навіть без прямого втручання в основний код. Концепції «Безпека як код» (Security as Code) та «Політика як код» (Policy as Code) повинні впроваджуватися від самого початку життєвого циклу. Заходи контролю безпеки, можливість комплексного аудиту та тестування операційної стійкості повинні розглядатися проєктними менеджерами як вимірювані вимоги до якості та обов'язково включатися до критеріїв готовності (Definition of Done).
- Пояснюваність ШІ та нормативний комплаєнс. Академічна література класифікує відсутність пояснюваності ШІ не просто як технічну проблему «чорного ящика», а як критичний ризик порушення нормативних вимог та потенційного маніпулювання ринком. Пояснюваний штучний інтелект (Explainable AI) має інтегруватися у систему показників вартості якості (Cost of Quality) як головний механізм забезпечення довіри та контролю. ХАІ знижує залишкові управлінські ризики, забезпечуючи наявність артефактів, готових до незалежного розслідування (наприклад, оцінки

впливу певних функцій на конкретне рішення моделі). Система не може бути допущена до розгортання у виробництві, якщо її математичне ядро не здатне кількісно обґрунтувати свої торгові рішення людині-аудитору. Крім того, аналіз нових регуляторних рамок (зокрема MiCA та DORA) доводить, що обов'язкові нормативні вимоги щодо машинозчитуваної звітності (iXBRL) та стандартів збереження даних (ISO 20022 JSON) створюють жорсткі зовнішні обмеження, які безпосередньо впливають на архітектуру та графік проєкту.

Окремим важливим результатом дослідження стала глибока оцінка ризиків, пов'язаних із залежністю від сторонніх платформ. Емпіричні дослідження ринкових інцидентів (наприклад, масштабні збої на біржах Urbit та Binance) чітко доводять, що ризики залежності від біржової інфраструктури є високоімовірними та мають руйнівні наслідки для алгоритмічних систем. Ліміти швидкості виконання API-запитів (rate limits), критичні затримки зведення ордерів та раптові відключення під час екстремальної ринкової волатильності скасовують будь-яке припущення про постійний доступ до ринкових даних. Відповідно, адекватне управління проєктами вимагає попереднього та ретельного планування цих операційних ризиків шляхом включення до обсягу робіт створення логіки зниженої функціональності (degraded-mode) та механізмів безпечної зупинки торгівлі.

Підсумовуючи загальний стан наукової проблеми, можна стверджувати, що проєкти розробки систем ШІ-трейдингу, які позбавлені спеціалізованого та жорстко структурованого управління ризиками, обсягами робіт та життєвим циклом (зокрема практик DevSecOps та MLOps), статистично приречені на провал. Як наочно структуровано на побудованому Дереві проблем (Рис. 1.1), цей провал закономірно виникає в одній із трьох площин наслідків: продуктово-фінансовій (втрата капіталу через ринкові аномалії та низька довіра до непрозорих алгоритмів), операційно-комерційній (деградація моделей, критичний відтік клієнтів та зрив строків розробки) або юридично-репутаційній

(фінансові збитки на прослизаннях ціни, штрафи від регуляторів та наслідки кібератак). Проведена фінальна оцінка літератури та практичних методологій формує обґрунтований теоретичний фундамент, який визначає, що виживання подібного проєкту повністю залежить від здатності керувати безперервними змінами (ринковими режимами та дрейфом моделей) в умовах суворих та негнучких обмежень (лімітів API-платформ, загроз безпеці та комплаєнс-дедлайнів). Саме ці висновки та виявлені причинно-наслідкові зв'язки слугують остаточною науковою базою для оцінки проблеми, спираючись на яку будуть здійснюватися всі подальші архітектурні, методологічні та інженерні вибори.

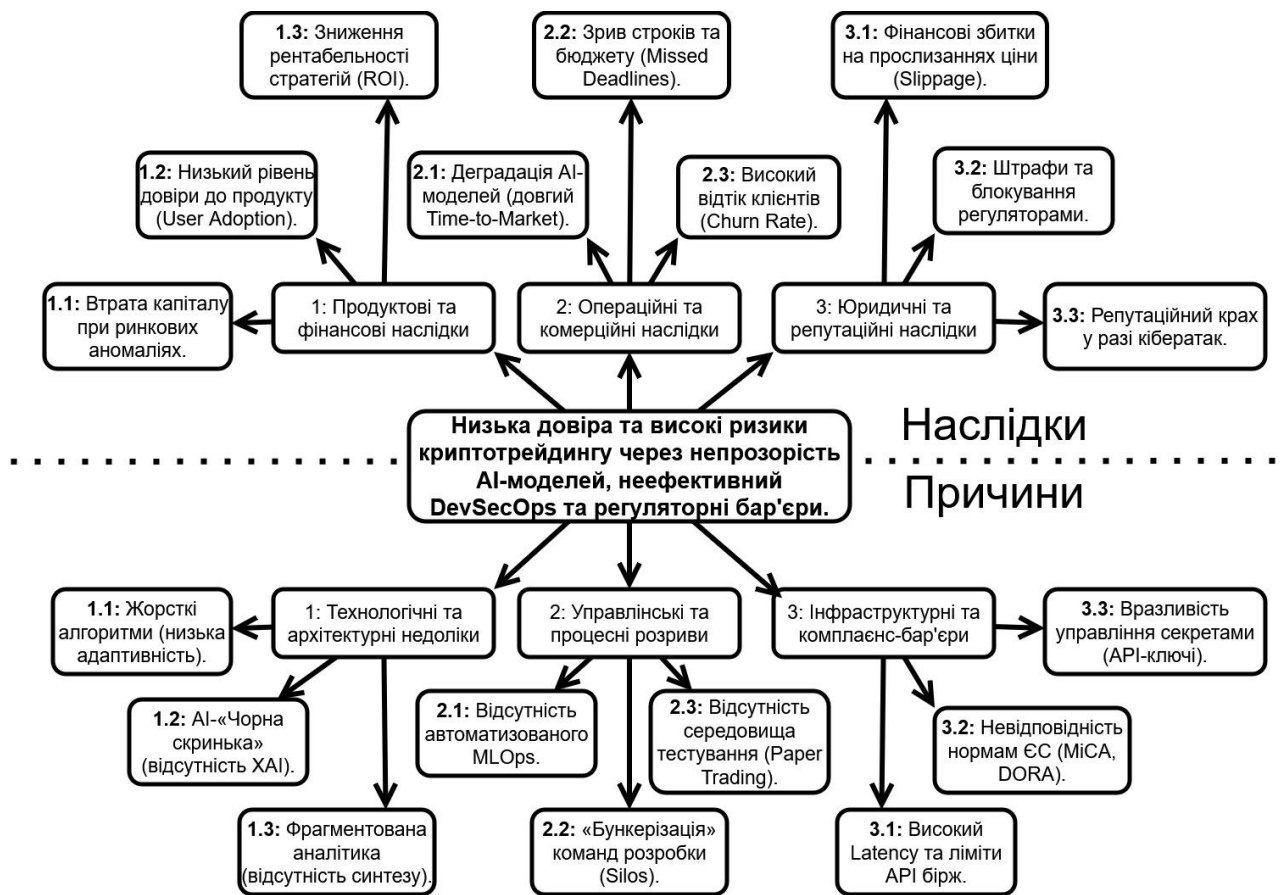


Рис. 1.1. Дерево проблем

1.5. Постановка задачі дослідження

Проведене у першому розділі дослідження проблематики криптовалютного ринку свідчить про наявність гострої потреби у створенні адаптивних інструментів автоматизації торгівлі. Такі інструменти мають

мінімізувати вплив людського фактора та системно протистояти екстремальній волатильності в умовах висококонкурентного ринку. Огляд існуючих комерційних рішень показав, що базові статичні алгоритми (Grid, DCA) є реактивними та призводять до втрати капіталу під час трендових рухів, тоді як використання повністю непрозорих моделей штучного інтелекту ("чорних скриньок") генерує критичні регуляторні та репутаційні ризики.

Водночас аналіз сучасних наукових підходів виявив управлінську прогалину: успішна реалізація ШІ-проектів у фінтеху залежить не лише від математичної точності моделей, а й від наявності зрілих конвеєрів безперервного навчання (MLOps), корпоративних практик кібербезпеки (DevSecOps) та впровадження архітектури пояснюваного штучного інтелекту (XAI) для відповідності нормам комплаєнсу (MiCA, DORA).

Системний аналіз макросередовища (PEST) та оцінка внутрішнього потенціалу (SWOT) підтвердили робочу гіпотезу: розробка платформи «Nexus-Trade» у форматі внутрішнього R&D-експерименту на базі діючого системного інтегратора (Oberig IT) є найбільш ресурсоефективною стратегією. Цей підхід дозволяє перетворити зовнішній регуляторний тиск на конкурентну перевагу завдяки використанню наявної корпоративної експертизи, стабільного фінансування та механізмів бронювання ключових фахівців. Аналіз проектних альтернатив довів, що створення власної гібридної ШІ-платформи з модулем віртуального тестування (Paper Trading) є єдиним життєздатним шляхом для майбутнього масштабування продукту у B2B-сегменті.

Для практичної реалізації цього задуму необхідно розробити спеціалізований управлінський фреймворк, здатний ефективно нівелювати високу невизначеність, притаманну процесам машинного навчання, що і формує фундаментальну потребу у подальшому плануванні проекту.

Зважаючи на виявлену технологічну прогалину в сегменті безпечних торгових ШІ-систем та підтверджену доцільність обраної проектною альтернативи, загальною метою даної кваліфікаційної роботи є розробка

комплексного плану управління проєктом створення інтелектуальної системи автоматизованого криптотрейдингу «Nexus-Trade» в умовах високих операційних, інфраструктурних та регуляторних ризиків.

Для досягнення поставленої мети у роботі необхідно вирішити наступні науково-практичні задачі, що послідовно розкривають етапи життєвого циклу управління проєктом:

1. Системний аналіз та структурування: Побудувати логіко-структурну модель проєкту, трансформували виявлені ринкові проблеми у чіткі цільові орієнтири, та сформувати ієрархічну структуру робіт (WBS) для розробки мінімально життєздатного продукту (MVP).
2. Управління часом та методологією: Розробити базовий розклад проєкту з імплементацією гібридної методології управління (поєднання інженерних спринтів Scrum із техніками таймбоксингу Kanban для дослідницького циклу машинного навчання).
3. Технологічне та архітектурне проєктування: Обґрунтувати вибір математичних моделей, спроектувати концептуальну архітектуру та структуру бази даних системи, а також провести первинну експериментальну перевірку (Proof of Concept) предиктивної здатності інтелектуального ядра на реальних історичних даних.
4. Ресурсне та вартісне планування: Визначити потреби в інфраструктурних обчислювальних потужностях та сформувати збалансований бюджет R&D-експерименту з урахуванням специфіки матричного залучення фахівців підприємства та впровадження преміального мотиваційного фонду.
5. Управління ризиками та критеріями успіху: Розробити інтегрований план реагування на ризики із застосуванням кількісної оцінки (очікуваної грошової вартості), адаптований до впровадження практик DevSecOps, та визначити ключові метрики успіху (Go/No-Go) для ухвалення рішення щодо подальшого масштабування продукту.

РОЗДІЛ 2. ОБГРУНТУВАННЯ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ПРОЄКТОМ

2.1. Характеристика діяльності підприємства та інтеграції проєкту

З міркувань дотримання політики конфіденційності та захисту комерційної таємниці, усі фінансові показники та специфічні дані внутрішньої звітності, наведені у цьому дослідженні, є змодельованими. Вони використані виключно для демонстрації методології управління проєктами та не відображають реальний фінансовий стан підприємства.

Підприємство Oberig IT (м. Київ) [33] є яскравим представником ринку Value Added Distribution (VAD) в Україні. Основна спеціалізація компанії зосереджена на дистрибуції складних рішень у сферах кібербезпеки та побудови сучасної IT-інфраструктури. На відміну від класичного логістичного дистриб'ютора, модель VAD передбачає глибоку експертну підтримку партнерів і замовників на всіх етапах: від проєктування архітектури та підбору специфікацій до пілотних впроваджень і навчання персоналу.

Для забезпечення ефективного функціонування у даній галузі, організаційна структура підприємства (рис 2.1) побудована за функціонально-вертикальним принципом, що є типовим для системних гравців. Вона включає наступні ключові блоки:

1. Комерційна вертикаль: Відповідає за розвиток партнерської мережі, управління продажами у сегментах B2B та роботу з вендорами.
2. Технічна вертикаль (Сервісна та Пресейл підтримка): Є ядром експертизи компанії, де зосереджені інженери та архітектори, що спеціалізуються на рішеннях конкретних виробників. Цей підрозділ забезпечує технічний аудит, тестування рішень та підтримку впроваджених систем.
3. Операційна та Логістична вертикаль: Гарантує безперебійність ланцюгів постачання, юридичний супровід контрактів та фінансове планування.

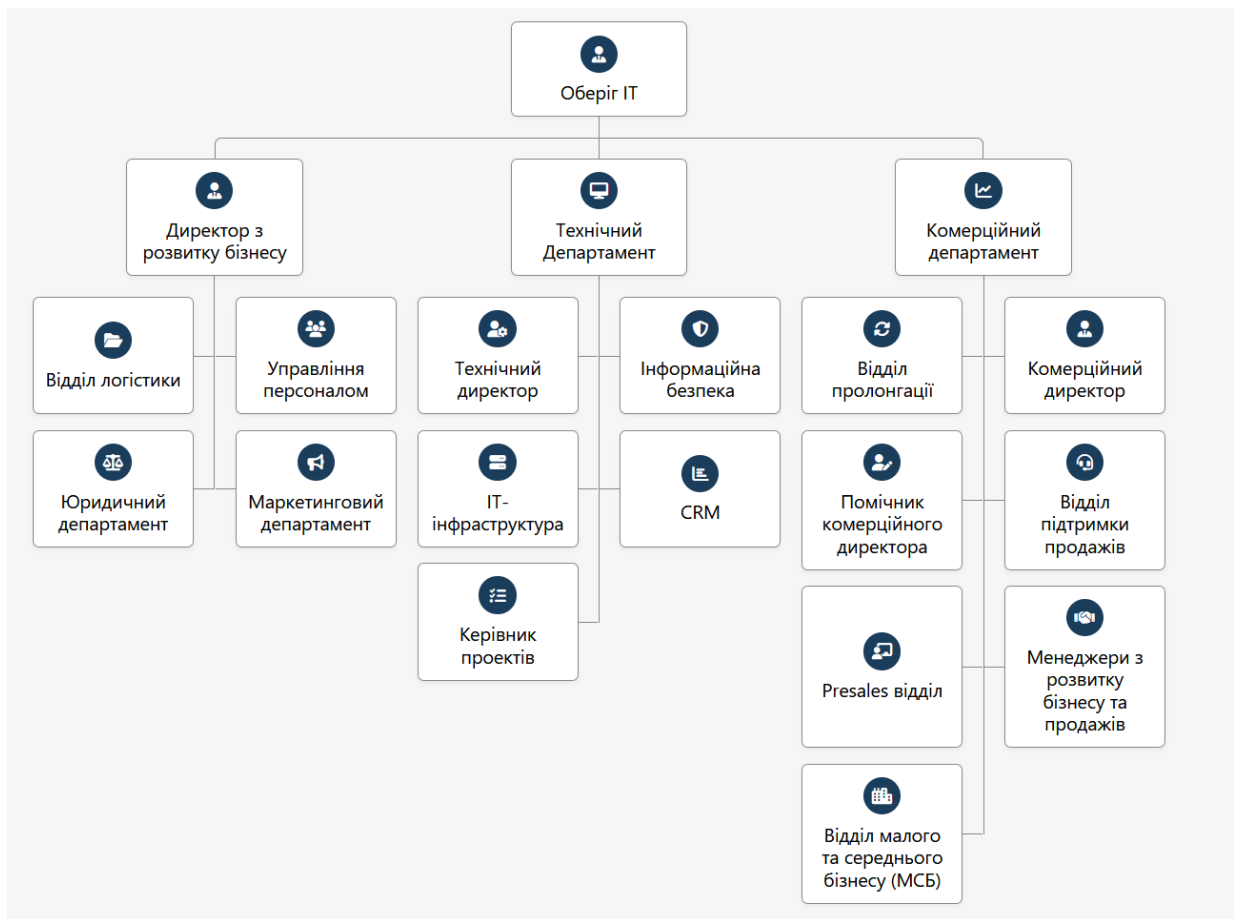


Рис. 2.1. Організаційна структура підприємства

Наявність потужної технічної бази та стабільних фінансових потоків від основного дистриб'юторського бізнесу створює передумови для реалізації внутрішніх інноваційних ініціатив. У межах даної кваліфікаційної роботи розглядається гіпотетичний сценарій, за якого керівництво Oberig IT приймає рішення про використання частини вільних коштів для фінансування внутрішнього R&D-проєкту (стартапу) з розробки інтелектуальної системи торгівлі криптоактивами «Nexus-Trade». Цей крок розглядається як стратегія диверсифікації капіталу та переходу компанії від інтеграції чужих рішень до створення власного високомаржинального інтелектуального продукту.

Безпосередньо цей проєкт ініціюється як ізольований технічний експеримент — Фаза 1 стратегічного розвитку нового напрямку. Управління проєктом довіряється виділеному менеджеру проєкту (Project Manager), який несе персональну відповідальність за дослідження технологічної спроможності

компанії розробляти подібні рішення та оцінку їхнього фінансового потенціалу. Якщо розроблений MVP (Minimum Viable Product) продемонструє стабільну прибутковість під час тестів, це стане валідацією гіпотези та доказом економічної доцільності подальшого фінансування продукту.

Для досягнення поставлених цілей керівництво компанії виділяє на експеримент глобальне часове обмеження — 6 місяців (півроку). Для реалізації експерименту PM наділяється розширеними повноваженнями, а його ключові завдання включають:

- Формування команди та побудова процесів: Отримання прямого доступу до ресурсів HR-департаменту для рекрутингу вузькопрофільного персоналу (Data Science, кількісні аналітики), а також налаштування гнучких методологій розробки (Agile) всередині новоствореної ізольованої команди.
- Матричне управління внутрішніми ресурсами: Забезпечення пріоритетного залучення наявних висококваліфікованих спеціалістів компанії (експертів з кібербезпеки, DevSecOps, архітекторів інфраструктури) до специфічних завдань проєкту. PM відповідає за завчасне бронювання робочого часу цих експертів через внутрішні корпоративні механізми, гарантуючи відсутність конфліктів з їхніми основними KPI у дистриб'юторських проєктах.
- Управління ризиками та контроль бюджету часу: Координація крос-функціональної взаємодії для забезпечення випуску MVP у межах цільового дедлайну.

Такий підхід дозволяє підприємству проводити високотехнологічні експерименти з контрольованим рівнем ризику, використовуючи наявний інтелектуальний капітал. У разі підтвердження фінансового потенціалу MVP наприкінці виділеного піврічного періоду, компанія отримає фундаментальну базу для масштабування рішення та розбудови повноцінного комерційного напрямку, створення відповідного дочірнього підприємства та масштабування

рішення на ринки B2B та B2C, спираючись на вже напрацьовані партнерські зв'язки та репутацію надійного постачальника технологічних рішень.

2.2. Маркетингове обґрунтування проєкту та постановка задачі

Для розв'язання виявлених проблем пропонується розробка платформи Nexus-Trade. Для оцінки доцільності цього проєкту було проведено PEST-аналіз його макросередовища (Таблиця 2.1, Додаток А, табл. А1-А6), який засвідчив, що управління проєктом має враховувати два паралельні вектори ризиків: ринкові бар'єри (глобальні) та операційні обмеження (локальні, Україна).

Таблиця 2.1

Найбільш вагомі PEST фактори

Політико-правові		Економічні	
Фактор	Вага	Фактор	Вага
Дія воєнного стану та мобілізація в Україні	-27,0	Висока волатильність криптовалютного ринку	26,0
Впровадження жорстких регламентів ЄС (MiCA)	-26,0	Валютні обмеження НБУ (оплата інфраструктури)	-24,0
Соціально-культурні		Технологічні	
Емоційне вигорання ручних трейдерів	27,0	Стрімкий розвиток методів Explainable AI (XAI)	28,0
Криза довіри до AI як «чорної скриньки»	-26,0	Нестабільність енергосистеми в Україні (Блекаути)	-28,5

Проведений PEST-аналіз макросередовища проєкту «Nexus-Trade» засвідчив, що розгортання R&D-експерименту на базі діючого системного інтегратора докорінно змінює профіль ризиків порівняно з класичним стартапом. Управління проєктом має враховувати два ключові вектори: нейтралізацію глобальних ринкових бар'єрів та максимальну капіталізацію внутрішніх корпоративних переваг.

З точки зору створення продукту, головними глобальними викликами є жорсткі європейські регуляції (MiCA/DORA) та криза довіри до алгоритмів штучного інтелекту. Це безальтернативно диктує продуктову стратегію:

платформа має будуватися на засадах пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI), містити модуль віртуального тестування (Paper Trading) та гарантувати банківський рівень захисту API-ключів.

З точки зору операційного управління, критичні національні ризики (мобілізація, валютні обмеження, нестабільність енергосистеми) значною мірою амортизуються ресурсами материнської компанії. Головним завданням проєктного менеджера стає не пошук виживання, а ефективна крос-функціональна координація. Здатність РМ-а залучити глибоку експертизу компанії у сфері DevSecOps, використати партнерські cloud-статуси для оптимізації бюджету та застосувати корпоративні механізми бронювання персоналу є вирішальними факторами для успішного завершення Фази 1 у межах виділеного часу. Захист капіталу та інтелектуальної власності від кіберзагроз на етапі MVP перетворюється з типового технічного ризику на ключову конкурентну перевагу майбутнього продукту.

Для визначення здатності проєкту «Nexus-Trade» адаптуватися до умов макросередовища та ефективно використати активи материнської компанії Oberig IT, проведемо перехресний SWOT-аналіз (рис 2.2).

<p>СИЛЬНІ СТОРОНИ (STRENGTHS – S)</p> <p>S1. Корпоративна експертиза: Можливість залучення фахівців Oberig IT з кібербезпеки та інфраструктури для побудови захищеного DevSecOps-конвеєра.</p> <p>S2. Архітектура Explainable AI (XAI): Наявність модуля пояснюваності рішень ІІІ для прозорого аудиту стратегій.</p> <p>S3. Фінансова автономія: Стабільне фінансування експерименту з прибутку основного дистриб'юторського бізнесу.</p> <p>S4. Модуль «Paper Trading»: Вбудоване середовище віртуального тестування для мінімізації фінансових ризиків.</p>	<p>СЛАБКІ СТОРОНИ (WEAKNESSES – W)</p> <p>W1. Ресурсний конфлікт: Загроза відключення спільно використовуваних ІТ-фахівців на комерційні проєкти основного бізнесу.</p> <p>W2. Відсутність Track Record: Брак репутації підприємства як розробника спеціалізованих фінтех-продуктів.</p> <p>W3. Вартість ML-інфраструктури: Значні операційні витрати на оренду GPU-кластерів для навчання нейромереж.</p> <p>W4. Управлінська складність: Високі ризики розриву комунікації у крос-функціональній матричній команді.</p>
<p>МОЖЛИВОСТІ (OPPORTUNITIES – O)</p> <p>O1. B2B-масштабування: Використання існуючої партнерської мережі компанії для продажу продукту інституційним клієнтам.</p> <p>O2. Регуляторні бар'єри: Норми ЄС (MiCA/DORA) витіснять слабких гравців, звільнивши нішу для безпечних систем.</p> <p>O3. Попит на автоматизацію: Емоційне вигорання ручних трейдерів стимулює перехід на алгоритмічні рішення.</p> <p>O4. Кадрова стабільність: Можливість легального бронювання ключових інженерів завдяки статусу підприємства.</p>	<p>ЗАГРОЗИ (THREATS – T)</p> <p>T1. Інфраструктурні ліміти: Мережеві затримки (Latency) API бірж, що знижують прибутковість алгоритму.</p> <p>T2. Втрата ключових кадрів: Загальний дефіцит вузькопрофільних спеціалістів та ризики Bus factor.</p> <p>T3. Зміна пріоритетів: Загроза замороження R&D у разі падіння доходів від основного бізнесу.</p> <p>T4. Ринкові шоки: Непередбачувані обвали ринку («Чорний лебідь»), що ламають патерни моделей.</p>

Рис. 2.2. SWOT-аналіз проєкту торгової платформи

Для формування плану дій керівника проєкту застосовано матрицю TOWS.

Стратегія максимізації (S + O): Доступ до корпоративної інфраструктури (S1) та XAI (S2) дозволяє системі "з коробки" відповідати суворим вимогам європейського комплаєнсу DORA (O2). Це перетворює регуляторний тиск на конкурентну перевагу для швидкого B2B-продажу наявним клієнтам (O1).

Стратегія адаптації (W + O): Брак репутації у фінансовому секторі (W2) компенсується лояльністю існуючої клієнтської бази до бренду Oberig IT як гаранта безпеки (O1). Управлінські ризики та комунікаційні розриви (W4) мінімізуються завдяки збереженню стабільного ядра команди розробників (без постійної плинності кадрів) за рахунок статусу критичного підприємства (O4).

Стратегія захисту (S + T): Модуль віртуального тестування (S4) дозволяє беззбитково перевести алгоритм у безпечний режим під час ринкових обвалів (T4). Фінансова автономія (S3) дає PM-у часовий буфер для вирішення технічних проблем із затримками API (T1) без тиску зовнішніх інвесторів.

Стратегія виживання (W + T): Найкритичнішим викликом є синергія конфлікту ресурсів (W1) із загрозою замороження бюджету (T3). Відповідь PM-а — впровадження жорстких внутрішніх SLA (Service Level Agreement) на залучення фахівців, тотальне асинхронне документування коду для захисту від втрати експертизи (T2) та форсована розробка MVP у стислі терміни для швидкого доведення фінансової рентабельності проєкту перед стейкхолдерами.

Аналіз підтверджує, що розробка проєкту у форматі R&D-експерименту на базі системного інтегратора є ресурсоефективною стратегією. Головне завдання проєктного менеджера полягає у дотриманні балансу: ефективно використати матричний доступ до корпоративних активів компанії та встигнути валідувати гіпотезу до моменту можливої зміни стратегічних пріоритетів керівництва.

На етапі ініціації експериментального R&D-проєкту та формування бізнес-вимог до майбутньої системи автоматизованої торгівлі криптоактивами, керівництвом підприємства було проведено оцінку трьох базових стратегічних альтернатив реалізації. Оцінка здійснювалася за критеріями відповідності

стратегічному курсу компанії на створення власної інтелектуальної власності, структури витрат (співвідношення капітальних інвестицій та операційних витрат), часу виходу на ринок (Time-to-Market), а також здатності продукту відповідати жорстким регуляторним нормам ЄС (MiCA/DORA) та корпоративним стандартам кібербезпеки.

Першою розглядалася альтернатива придбання готового White-Label рішення (SaaS-франшизи), що передбачало купівлю ліцензії на використання існуючого движка торгового алгоритму з його подальшим корпоративним брендуванням. Хоча цей підхід гарантує найшвидший вихід на ринок (в межах 1–2 місяців) та мінімальні початкові капіталовкладення, він був визнаний стратегічно недоцільним. Основною проблемою є архітектура «чорної скриньки», яка унеможлиблює доступ до вихідного коду ШІ-моделей. Для системного інтегратора з глибокою експертизою в інформаційній безпеці відсутність контролю над ядром системи означає неможливість гарантувати безпеку зберігання API-ключів користувачів та нездатність пройти технічний аудит комплаєнсу. Отже, цю альтернативу було відхилено через критичні юридичні ризики та повну неможливість залучення внутрішнього технічного потенціалу підприємства.

Другою альтернативою стала in-house розробка системи на базі жорстких алгоритмічних правил (Rule-based bot) без використання складних моделей машинного навчання та інфраструктури MLOps. Створення власного продукту на основі класичних індикаторів технічного аналізу вимагало б помірних витрат на розробку та забезпечило б абсолютну прозорість торгової логіки. Проте статичні алгоритми не здатні ефективно адаптуватися до ринкових аномалій високоволатильного крипторинку, що неминуче призвело б до швидкої втрати капіталу користувачами і критично високого відтоку клієнтів (Churn Rate). Крім того, створення базового скрипта не відповідає глобальній меті експерименту — формуванню всередині компанії потужної експертизи в галузі штучного

інтелекту. Відповідно, цей варіант було відхилено через його технологічну застарілість та неконкурентоспроможність.

Третьою та остаточно затвердженою альтернативою стала розробка власної гібридної інтелектуальної платформи «Nexus-Trade» із глибоким застосуванням корпоративних практик DevSecOps. Цей підхід передбачає створення з нуля багаторівневої системи, яка поєднує технічний аналіз із предиктивними нейромережевими моделями та інтегрує модуль безпечного віртуального тестування (Paper Trading). Хоча цей шлях вимагає найвищих початкових капітальних інвестицій у вигляді робочого часу крос-функціональної команди та використання хмарних ресурсів, він є єдиним, що дозволяє конвертувати жорсткі вимоги зовнішнього середовища у довгострокову маркетингову перевагу. Наявність вбудованого модуля пояснюваності рішень (Explainable AI) та доведений корпоративний рівень захисту інфраструктури відкривають перспективу майбутнього масштабування продукту на преміальний B2B-ринок інституційних інвесторів, виправдовуючи високу управлінську складність проєкту.

2.3. Обґрунтування вибору гібридної методології управління розробкою інтелектуальної системи

Розробка програмного забезпечення на базі технологій штучного інтелекту докорінно відрізняється від класичної інженерії. Створення алгоритмічної торгової системи «Nexus-Trade», що використовує архітектуру Selective State Space Models (SSM) та глибоке навчання з підкріпленням (DRL), характеризується високим ступенем стохастичності. На відміну від детермінованих ІТ-проєктів, де результат прямо пропорційний витраченому часу, навчання моделі Mamba може зіткнутися з проблемою концептуального дрейфу (Concept Drift) або розбіжності (Divergence) функції винагороди. Це вимагає формування спеціалізованого управлінського фреймворку, оскільки класичні методології не здатні ефективно абсорбувати такі ризики.

Застосування традиційних методологій до розробки системи «Nexus-Trade» має низку критичних обмежень:

- Каскадна модель (Waterfall / PMBOK Predictive): Вимагає фіксації вимог на етапі ініціації. Проте для HFT-систем (High-Frequency Trading) неможливо заздалегідь гарантувати, що обрана математична модель досягне цільового коефіцієнта Шарпа на реальних даних.
- Класичний Scrum (Agile Practice Guide): Базується на регулярному постачанні робочого інкременту продукту (Potentially Shippable Product Increment). У контексті DRL-досліджень, двотижневий спринт може завершитися висновком, що гіпотеза хибна. З точки зору Scrum це «провалений» спринт, хоча науково-дослідна цінність була отримана.

Водночас спеціалізовані галузеві стандарти, такі як CRISP-ML(Q) (Cross-Industry Standard Process for Machine Learning with Quality Assurance), детально описують життєвий цикл роботи з даними, але не надають інструментарію для операційного управління розробкою (управління беклогом, бюджетування часу).

Для забезпечення передбачуваності термінів та бюджету проєкту обґрунтовано застосування гібридної моделі управління, яка синтезує дослідницький цикл CRISP-ML(Q) з гнучкими фреймворками Scrum та Kanban.

Архітектура управління проєктом поділяється на два взаємозалежні потоки (Dual-Track Development):

1. Інженерний трек (Software Engineering & DevSecOps): Відповідає за розробку бекенду, інтеграцію з Binance API по WebSocket, налаштування інфраструктури в AWS та управління ключами безпеки. Цей трек управляється за класичним фреймворком Scrum. Роботи мають чітку оцінку в Story Points, а результатом кожного спринту є стабільний системний інкремент (наприклад, модуль збору біржових тіків).
2. Дослідницький трек (Data Science & ML): Відповідає за підготовку датасетів, оптимізацію архітектури Mamba та навчання DRL-агента. Цей потік управляється за допомогою Kanban з використанням техніки

таймбоксингу (Timeboxing). Основною одиницею роботи тут є не фіча, а «дослідницький шип» (Research Spike) — обмежений у часі експеримент (наприклад, 40 годин) із чітко визначеними метриками успіху чи провалу.

Для забезпечення прозорості та керованості розробки «Nexus-Trade» класичні управлінські артефакти (згідно з PMBOK та Agile Practice Guide) потребують адаптації під специфіку ітеративного навчання нейромереж.

Адаптація ключових артефактів управління:

1. Гібридний беклог (Hybrid Product Backlog): На відміну від стандартних IT-проектів, беклог «Nexus-Trade» розділений на функціональні вимоги (User Stories) та дослідницькі гіпотези (Research Hypotheses).
 - Приклад інженерної задачі: «Реалізувати модуль автентифікації для доступу до приватного API Binance».
 - Приклад ML-гіпотези: «Дослідити вплив збільшення розміру прихованого стану (state dimension) в архітектурі Mamba на точність прогнозування ціни BTC/USDT на 5-хвилинних таймфреймах».
2. Реєстр ризиків з фокусом на дані (Data-Driven Risk Register): Окрім загальних ризиків (звільнення персоналу, збої серверів), додаються специфічні для ШІ ризики, такі як «вибух градієнта» під час навчання або «зміщення розподілу даних» (Data Drift).
3. Оновлений Definition of Done (DoD): Для кожної ітерації встановлюються дворівневі критерії готовності (Табл. 2.2).

Таблиця 2.2

Критерії готовності (DoD)

Компонент	Технічні критерії (Engineering)	Науково-дослідні критерії
Інфраструктура	Код задокументований, пройшов Code Review.	—
Нейромережа	Скрипт навчання запускається без помилок.	Досягнуто цільове значення Loss-функції на валідації.
Торговий агент	Ордери коректно відправляються на тестову мережу.	Коефіцієнт Шарпа на бектесті не нижче 1.5.

Система метрик контролю ефективності проєкту:

Для моніторингу прогресу впроваджується дворівнева система метрик, що дозволяє менеджеру проєкту оцінювати стан розробки в реальному часі.

- Процесні метрики (Agile Metrics):
 - Cycle Time: Час від початку розробки інженерної фічі до її деплою.
 - Experiment Throughput: Кількість перевірених ML-гіпотез за один спринт. Ця метрика є ключовою для оцінки швидкості R&D-команди.
- Технічні метрики якості моделі (Model Performance Metrics):
 - RMSE (Root Mean Square Error): Точність прогнозування цінкових значень.
 - Directional Accuracy: Відсоток випадків, коли модель правильно вгадала напрямок руху ціни (вгору/вниз).
 - Inference Latency: Час, необхідний моделі Mamba для генерації сигналу (має бути < 10 мс для HFT-торгівлі).

2.4. Базове планування проєкту

Зважаючи на обмеженість бюджету та необхідність швидкого виведення продукту на ринок (мінімізація Time-to-Market), для першого етапу розробляється базова версія системи — MVP (Minimum Viable Product). Базове планування здійснюється з використанням методу декомпозиції, що дозволяє розбити складний гібридний проєкт на керовані пакети робіт, забезпечити паралельне виконання завдань та мінімізувати ризики простою команди.

Основою для подальшого календарного та ресурсного планування є побудована Ієрархічна структура робіт (Work Breakdown Structure, WBS). Вона графічно відображає архітектуру розробки та демонструє логічне підпорядкування завдань. Візуалізацію WBS MVP-версії проєкту представлено на рисунку 2.3.

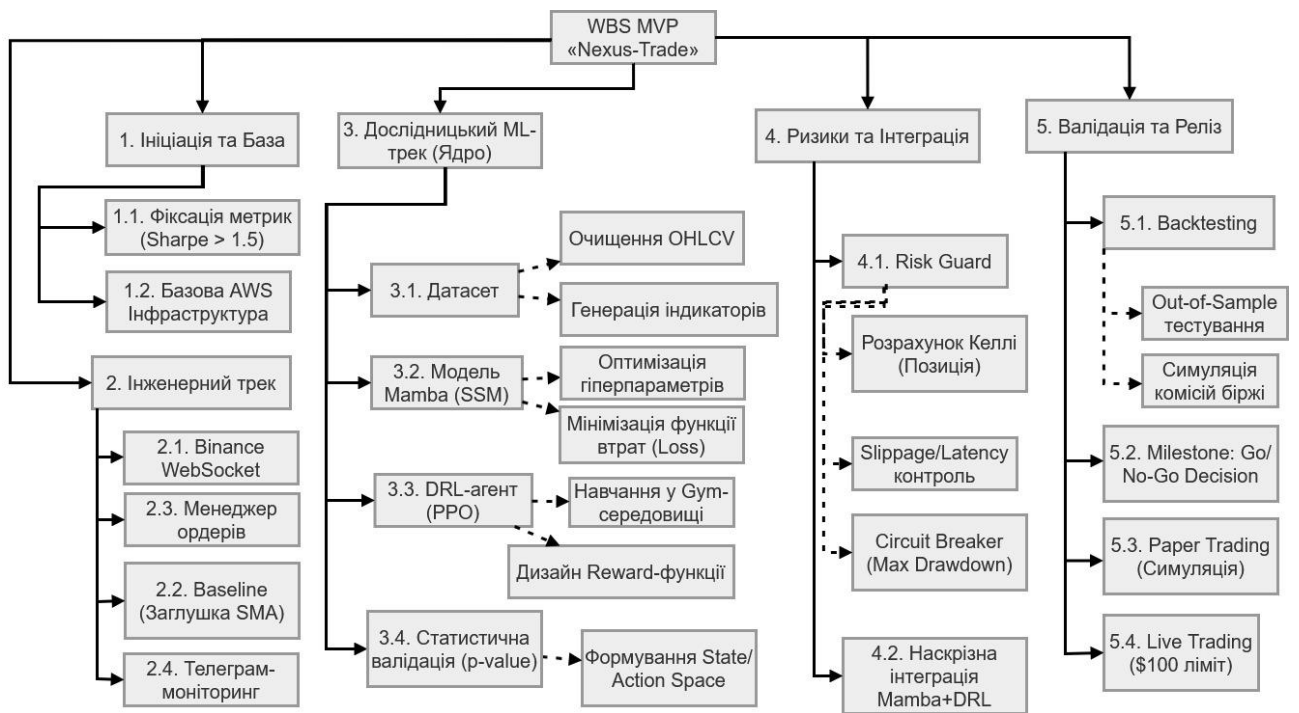


Рис. 2.3. WBS MVP-версії системи «Nexus-Trade»

Як видно з наведеної схеми, проєкт декомпоновано на п'ять макро-етапів (рівень 1), кожен з яких орієнтований на створення визначеного функціонального або управлінського інкременту:

1. Ініціація та База: Формування цільових метрик (Sharpe Ratio > 1.5) та розгортання базової хмарної інфраструктури AWS.
2. Інженерний трек: Розробка інфраструктурного «скелета» системи, включаючи інтеграцію з біржею, створення Baseline-моделі (для раннього тестування бекенду) та модуля сповіщень.
3. Дослідницький ML-трек: Створення інтелектуального ядра.
4. Ризики та Інтеграція: Об'єднання інженерної та інтелектуальної складових під контролем модуля безпеки.
5. Валідація та Реліз: Наскрізне тестування та поступове виведення системи на реальний ринок.

Реалізація запропонованої гібридної методології управління (розділення на інженерний та дослідницький ML-треки) вимагає відмови від традиційної ієрархічної структури підпорядкування. Для розробки високонавантаженої

алгоритмічної торгової системи на базі ШІ найбільш ефективним є створення крос-функціональної автономної команди (Agile Squad). Це дозволяє мінімізувати комунікаційні розриви між розробниками інфраструктури та дослідниками даних, що є критичним для забезпечення швидкодії (низької затримки) на крипторинку.

Враховуючи стратегію розгортання проєкту як внутрішнього R&D-експерименту на базі системного інтегратора Oberig IT, формування команди базується на методології гібридного управління. Специфіка архітектури системи (моделі Mamba, DRL-агенти, хмарна інфраструктура) вимагає поєднання гнучкості дослідницького ядра (Agile) з жорстким корпоративним контролем ресурсів та ризиків. OBS проєкту (рис 2.4) відображає матричну взаємодію всередині Технічного департаменту, де виділена проєктна група підсилюється експертизою функціональних відділів.

Управління експериментом зосереджено в руках менеджера проєкту (AI Product Manager), який несе персональну відповідальність за дослідження технологічної спроможності компанії у новому напрямі та оцінку фінансового потенціалу продукту. У межах даного дослідження функції керівника проєкту та менеджера продукту консолідовано в єдиній ролі, що зумовлено специфікою внутрішнього R&D-стартапу: такий підхід дозволяє мінімізувати комунікаційні бар'єри, пришвидшити ітераційний цикл «Fail-Fast» та забезпечити цілісність стратегічного бачення при обмеженому складі команди. Повноваження менеджера полягають у наскрізній синхронізації інженерного та дослідницького треків, жорсткому контролю бюджету часу та прийнятті фінального рішення про реліз (Go/No-Go Decision). Це рішення базується не лише на технічній точності моделей машинного навчання, а й на комплексному аналізі бізнес-показників: співвідношенні ризику до прибутку та операційних витратах на утримання інфраструктури

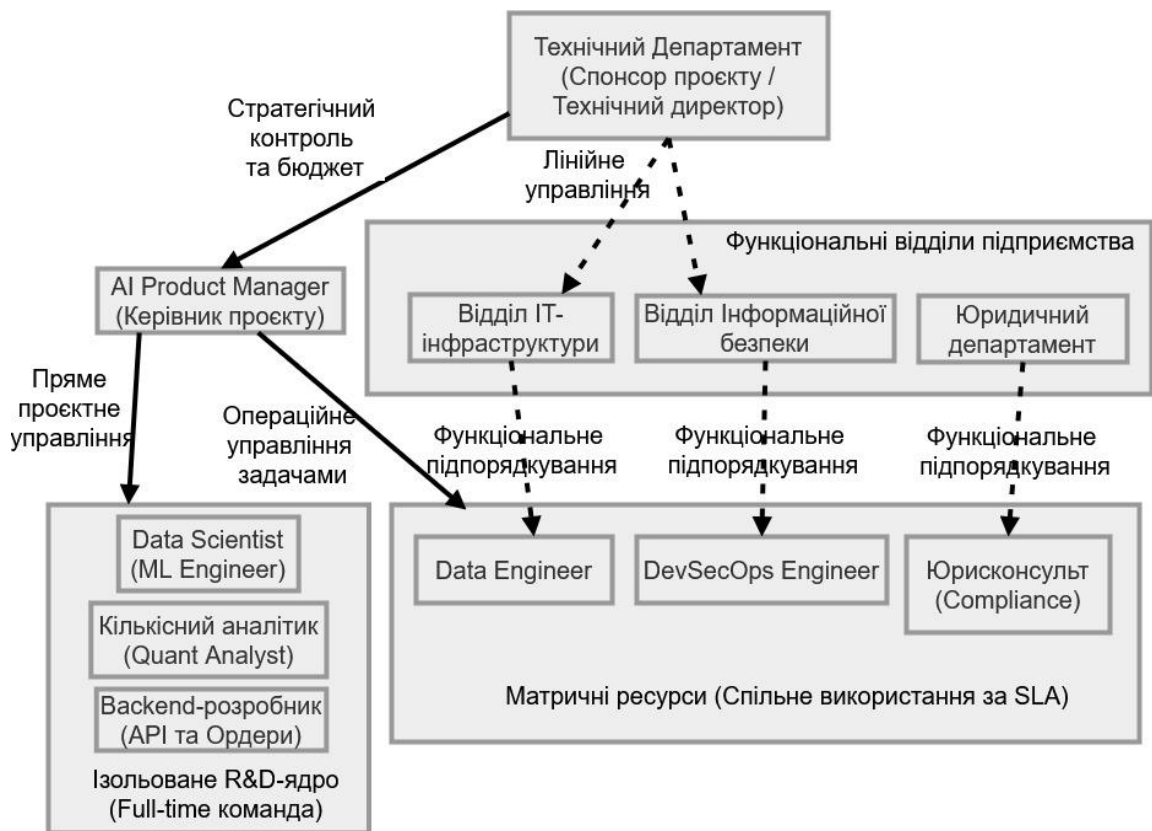


Рис. 2.4. OBS проєкту

Виділене дослідницьке (R&D) ядро проєкту формують три ключові спеціалісти, залучені на повний робочий день. Data Scientist (ML Engineer) відповідає за розробку інтелектуального ядра та статистичну валідацію прогнозів нейромережі. Кількісний аналітик (Quant Analyst) забезпечує математичний дизайн модуля ризик-менеджменту (Risk Guard) та розробку Baseline-моделі для раннього тестування системи виконання ордерів. Backend-розробник фокусується на побудові асинхронних конекторів до API бірж, програмуванні ядра виконання ордерів та реалізації методів самотестування коду (Unit/Integration tests).

Особливістю даної структури є залучення матричних ресурсів із суміжних підрозділів компанії за внутрішніми угодами про рівень сервісу (SLA). Фахівці з Відділу T-інфраструктури (Data Engineer) та Відділу інформаційної безпеки (DevSecOps Engineer) забезпечують побудову конвеєрів даних та захист хмарного середовища AWS відповідно до корпоративних стандартів. Також, для

забезпечення відповідності архітектури системи вимогам європейського комплаєнсу (MiCA, DORA) та контролю легальності обробки фінансових даних, до проєкту точково залучається фахівець Юридичного департаменту (Юрисконсульт). Його компетенції використовуються на етапі проєктування та під час фінального аудиту перед релізом.

З метою оптимізації бюджету та скорочення терміну виходу на ринок (Time-to-Market), на етапі розробки MVP не передбачено залучення окремого QA-фахівця. Забезпечення якості коду делегується безпосередньо Backend-розробнику (через підхід Test-Driven Development), а автоматизовані перевірки безпеки інтегруються DevSecOps-інженером у CI/CD-конвеєр. Для чіткого визначення меж підзвітності розроблено матрицю RACI (Табл. 2.3), де: R – Виконує; A – Підзвітний; C – Консультує; I – Інформується.

Таблиця 2.3.

Матриця відповідальності (RACI)

Етапи WBS / Пакети робіт	PM	ML Engineer	Quant Analyst	Backend Dev	Data Engineer	DevSec Ops	Юрисконсульт
1. Ініціація та Архітектура	A	C	C	I	I	R	C
2. Інфраструктура даних	I	C	R	I	A	I	I
3. Інженерний трек (API, Код)	I	I	C	A	I	C	I
4. Ризик-менеджмент та Baseline	I	C	A	R	I	I	I
5. Дослідницький ML-трек	I	A	C	I	C	I	I
6. Валідація та Backtesting	I	A	R	I	I	I	I
7. Milestone: Go/No-Go Decision	A	C	C	C	I	C	C
8. Paper Trading та Аудит безпеки	A	I	I	R	I	R	C

Згідно з матрицею, менеджер проєкту несе ключову адміністративну відповідальність на стратегічних етапах ініціації та валідації результатів.

Управління командою базується на концепції «Fail-Fast» (швидке виявлення помилкових гіпотез). Безперервна синхронізація ізольованого інженерного ядра з матричними фахівцями компанії забезпечується через щоденні зустрічі (Daily Stand-ups) та спеціалізовані мітинги з управління моделями (Model Governance). На них розглядаються не лише технічні показники коду, а й результати симуляції торгів, що дозволяє керівнику проєкту приймати консолідовані рішення щодо доцільності подальшого масштабування продукту.

Управління такою командою має враховувати специфічний характер R&D-діяльності, де тривалі цикли навчання моделей без миттєвого позитивного фінансового результату можуть призводити до професійного вигорання фахівців. Для мінімізації цього ризику менеджер проєкту імплементує парадигму «Fail-Fast» (швидке виявлення помилкових гіпотез). В межах проєкту розробки «Nexus-Trade» цей підхід дозволяє сприймати кожен негативний результат моделювання не як провал, а як валідоване знання про неефективність обраного математичного методу, що зберігає мотивацію команди та динаміку дослідження.

Ефективна координація між виділеним R&D-ядром та матричними фахівцями Технічного департаменту забезпечується через наступні управлінські механізми:

- Щоденні синхронізаційні зустрічі (Daily Stand-ups): короткі мітинги, спрямовані на оперативне усунення інфраструктурних блокерів та узгодження задач між розробниками ядра та матричними фахівцями (наприклад, DevSecOps-інженером щодо налаштування доступів до AWS).
- Спільні демонстраційні сесії (Sprint Reviews): презентація результатів кожного спринту, де демонструється не лише програмний код, а й візуалізація фінансових метрик моделі Mamba на графіках бектестингу для всіх зацікавлених стейкхолдерів.
- Комітети з управління моделями (Model Governance): регулярні робочі зустрічі за участю PM, ML-інженера та Quant-аналітика. На цих зустрічах

приймаються колегіальні рішення щодо готовності поточної ітерації нейромережі до етапу тестування на реальних даних та її відповідності критеріям фінансової безпеки, закладеним на етапі архітектури.

Такий підхід до організації взаємодії гарантує, що проєкт «Nexus-Trade» буде забезпечений як глибокою науковою експертизою в галузі штучного інтелекту, так і надійними інженерними та юридичними рішеннями материнської компанії, необхідними для безпечної експлуатації продукту на криптовалютному ринку.

РОЗДІЛ 3. ТЕХНОЛОГІЧНІ ТА АРХІТЕКТУРНІ РІШЕННЯ ПРОЄКТУ

3.1. Вибір та обґрунтування математичних моделей системи

Вибір базових математичних алгоритмів та архітектури нейромереж для системи «Nexus-Trade» зумовлений необхідністю балансування між високою предиктивною здатністю та жорсткими управлінськими обмеженнями проєкту. До останніх належать: стислі терміни розробки MVP, лімітований бюджет на хмарну інфраструктуру (AWS GPU) та критична вимога європейських регуляторів (DORA, MiCA) щодо прозорості та пояснюваності рішень штучного інтелекту.

Для розв'язання цих задач математична архітектура платформи була структурована за чотирирівневим принципом, що дозволяє паралельно виконувати інженерні та дослідницькі пакети робіт.

Для забезпечення безперервності розробки згідно з концепцією «Fail-Fast», першим кроком імплементується детермінована Baseline-модель на основі класичних індикаторів технічного аналізу (SMA/EMA) [34]. Її роль є суто управлінською: вона слугує стабільним джерелом торгових сигналів-заглушок, що дозволяє Backend-розробнику відразу розпочати програмування критичних модулів (Order Manager, WebSocket-конектори) та тестування мережевих затримок, не чекаючи завершення тривалого циклу навчання основних нейромереж.

Для прогнозування динаміки високоволатильних часових рядів криптовалют було обрано архітектуру Mamba (Selective State Space Model) [35]. Вибір на користь SSM порівняно з поширеними моделями Transformer обґрунтований економічною доцільністю. Оскільки Transformer має квадратичну складність $O(N^2)$, його навчання вимагає значних витрат бюджету на відеопам'ять. Натомість Mamba забезпечує лінійне масштабування $O(N)$, що дозволяє менеджеру проєкту скоротити витрати на оренду GPU-кластерів без втрати глибини контексту даних.

Математично модель описується через еволюцію прихованого стану $h(t)$:

$$h'(t) = Ah(t) + Bx(t), \quad (3.1)$$

$$y(t) = Ch(t), \quad (3.2)$$

де $h(t)$ — прихований стан у момент часу t ;

A, B, C — матриці параметрів моделі;

$x(t)$ — вхідний сигнал;

$y(t)$ — вихідний сигнал.

Для роботи з дискретними біржовими даними модель використовує дискретизацію з кроком Δ , що дозволяє обробляти інформацію у рекурентному режимі з мінімальними затримками (Inference Latency):

$$h_t = \bar{A}h_{t-1} + \bar{B}x_t, \quad (3.3)$$

$$y_t = Ch_t, \quad (3.4)$$

де h_t, h_{t-1} — дискретні приховані стани у поточний та попередній кроки часу;

\bar{A}, \bar{B} — дискретизовані матриці параметрів;

x_t — вхідний вектор біржових даних у крок часу t .

Це гарантує швидкість реакції системи, достатню для нівелювання ризику прослизання ціни (Slippage) під час різких ринкових рухів.

Для автоматизації торгівлі використовується агент глибокого навчання з підкріпленням (DRL) на базі алгоритму Proximal Policy Optimization (PPO). Агент максимізує функцію винагороди, якою є диференційований коефіцієнт Шарпа:

$$R_t = \frac{E[r_p - r_f]}{\sigma_p}, \quad (3.5)$$

де R_t — функція винагороди агента;

$E[r_p - r_f]$ — очікувана надлишкова прибутковість портфеля над безризиковою ставкою;

σ_p — стандартне відхилення прибутковості портфеля.

Важливою особливістю моделі PPO є вихідний шар Softmax, який генерує не просто дію, а ймовірнісний розподіл впевненості алгоритму в успіху операції. Це значення впевненості (p) інтегрується у математичну модель управління капіталом за критерієм Келлі:

$$f^* = \frac{p \cdot b - q}{b}, \quad (3.6)$$

де f^* — оптимальна частка капіталу на угоду, b — коефіцієнт відношення профіту до стоп-лосу. Такий підхід перетворює вихід нейромережі на конкретне фінансове рішення, жорстко обмежене правилами ризик-менеджменту.

З метою подолання проблеми «чорної скриньки» та виконання вимог регламенту DORA, архітектура доповнена модулем пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI). Використання методу SHAP (SHapley Additive exPlanations) базується на теорії кооперативних ігор і дозволяє математично точно визначити внесок кожного вхідного параметру у фінальне рішення [36].

Модуль SHAP не змінює логіку нейромережі, а проводить серію збурень (perturbations) вхідних даних, аналізуючи, як змінюється результат при видаленні або зміні конкретних показників (обсягу, волатильності, новинного фону). Розрахунок значень Шеплі (ϕ_i) дозволяє декомпонувати фінальну впевненість алгоритму (наприклад, 85%) на суму впливів окремих факторів:

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(n-|S|-1)!}{n!} [f(S \cup \{i\}) - f(S)], \quad (3.7)$$

Впровадження цього модуля дає проєкту дві стратегічні переваги:

1. Юридична безпека: можливість автоматичної генерації аудиторських звітів про причини кожної торгової операції, що є обов'язковим для фінансових ліцензіатів у ЄС.
2. Управлінський контроль: РМ та Quant-аналітик отримують інструмент «прозорого моніторингу», який дозволяє вчасно виявити, якщо модель почала спиратися на хибні патерни або ринковий шум.

Таким чином, запропонований комплекс математичних моделей формує цілісну, економічно виправдану та юридично захищену архітектуру, яка дозволяє команді реалізувати MVP у межах встановлених ресурсних обмежень.

3.2. Розробка концептуальної моделі торгової системи «Nexus-Trade»

Створення високонавантаженої інтелектуальної системи для торгівлі криптоактивами вимагає чіткого системного підходу до проектування її архітектури, де платформа «Nexus-Trade» розглядається як невід’ємна складова частина бізнес-інфраструктури компанії Oberig IT, що виступає в ролі надсистеми. Взаємодія із зовнішнім середовищем, представленим глобальною криптобіржею Binance та регуляторним полем стандартів DORA, визначає високі вимоги до обробки масивів даних у реальному часі. Концептуальна модель системи базується на принципах функціональної ізоляції та модульності, що дозволяє забезпечити низьку затримку інженерної частини та гнучкість розгортання моделей машинного навчання у хмарному середовищі AWS.

З огляду на ресурсні обмеження команди та необхідність швидкої перевірки продуктових гіпотез, концептуальна модель (рис. 3.1) спроектована за принципом розшарування (Layered Architecture), що дозволяє відокремити математичну логіку прийняття рішень від інфраструктурних деталей взаємодії з ринком. Першим рівнем системи виступає рівень підключення та обробки потоків (Data Ingestion Layer), який приймає основні вхідні потоки системи. У межах MVP цей рівень включає модуль збору даних (Data Streamer), що реалізує пряме асинхронне підключення до WebSocket-серверів біржі для прийому маркет-даних з мінімальними мережевими затримками, а також модуль нормалізації, який трансформує ці вхідні тікові потоки у структуровані тензори, необхідні для обробки алгоритмами штучного інтелекту. Додатковим управлінським вхідним потоком є конфігураційні параметри та ліміти, що задаються менеджером проєкту.

Наступним етапом обробки є інтелектуальне ядро (AI & Inference Layer), що виконує роль центрального обчислювального вузла системи та підтримує принцип взаємозамінності компонентів. Цей рівень об’єднує субмодуль екстракції ознак на базі архітектури Selective State Space Models (Mamba) для формування стиснутого представлення ринкового контексту та субмодуль

стратегії у вигляді DRL-агента на алгоритмі PPO, який генерує торговий сигнал із ймовірнісною оцінкою впевненості. Згенеровані рішення передаються на рівень ризик-менеджменту та валідації (Risk & Control Layer), де модуль Risk Guard виступає проміжним фільтром, перевіряючи сигнали на відповідність правилам управління капіталом через розрахунок безпечного обсягу позиції за критерієм Келлі та контроль лімітів просадки.

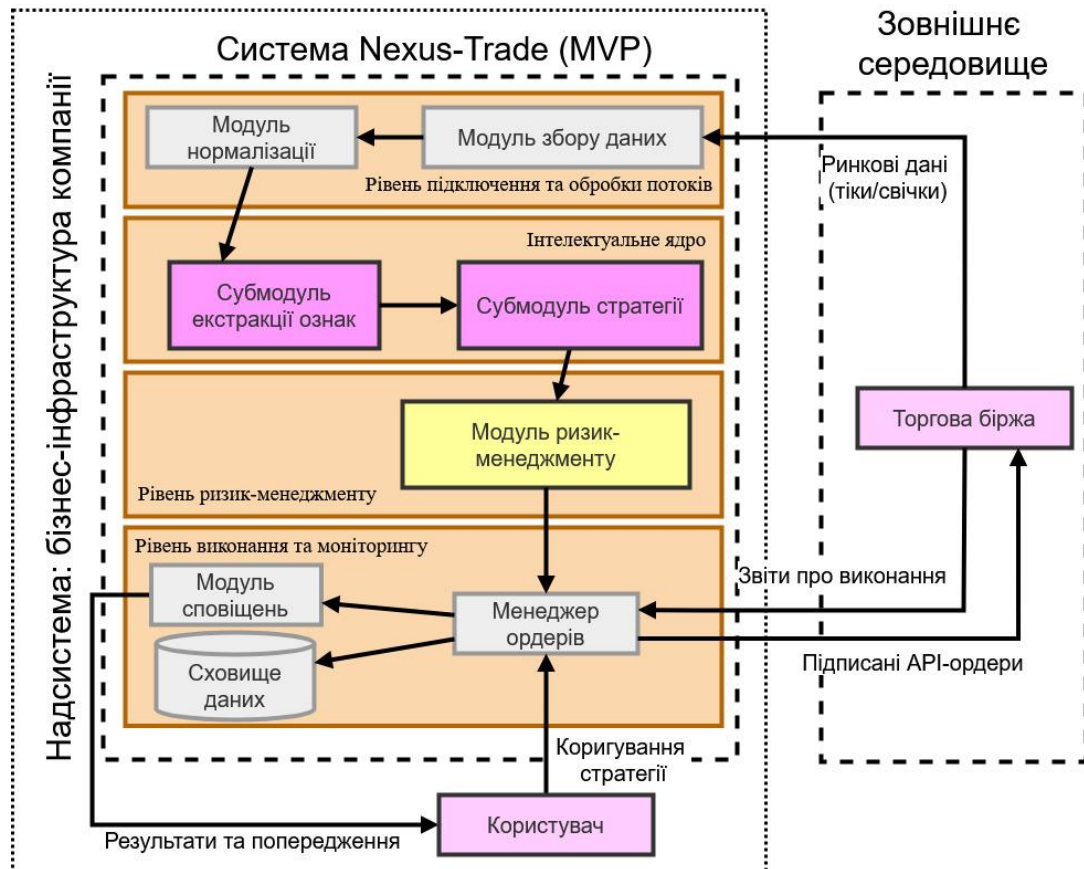


Рис. 3.1. Концептуальна модель торгової системи

Фінальний етап життєвого циклу торгового сигналу забезпечується рівнем виконання та моніторингу (Execution & Observability Layer), який генерує вихідні потоки системи. Менеджер ордерів перетворює валідований сигнал у криптографічно підписаний запит до біржі (торговий вихідний потік), інтегруючи логіку аварійного розриву з'єднання (Circuit Breaker) для захисту від технічних збоїв. Паралельно сховище даних на базі SQLite фіксує результати угод та формує інформаційний вихідний потік — вектори математичної пояснюваності рішень (SHAP-values) для виконання регуляторних вимог DORA,

а модуль сповіщень через Telegram Bot забезпечує оперативне інформування менеджера проєкту про стан алгоритмів.

Логіка функціонування моделі побудована як замкнений цикл із розвиненою петлею зворотного зв'язку всередині надсистеми компанії. Менеджер проєкту, аналізуючи вихідні дані з аудиторського журналу та поточні сповіщення, отримує можливість оперативно коригувати вхідні стратегічні параметри та ліміти в модулі ризик-менеджменту, замикаючи контур управління. Така архітектура дозволяє уникнути надмірної складності на старті проєкту, зберігаючи при цьому найвищі стандарти корпоративної безпеки та потенціал до масштабування системи до рівня повноцінного Enterprise-продукту.

3.3. Проєктування бази даних системи

Ефективне управління великими масивами інформації є фундаментом для функціонування високочастотної алгоритмічної системи «Nexus-Trade». У межах даного проєкту база даних виконує не лише функцію сховища, а й виступає критичним інфраструктурним компонентом, що забезпечує безперервне навчання нейромереж, верифікацію торгових гіпотез та виконання суворих вимог регуляторного комплаєнсу. Враховуючи специфіку криптовалютного ринку, де потік даних є безперервним, фізична модель БД базується на принципі гібридної обробки. Це дозволяє ефективно розділити високошвидкісні потоки ринкових котирувань від структурованих транзакційних записів та аудиторських логів.

Фізична реалізація бази даних базується на використанні реляційної СУБД PostgreSQL із розширенням TimescaleDB, що є індустріальним стандартом для роботи з часовими рядами. Такий вибір дозволяє поєднати сувору ACID-відповідність фінансових операцій із високою продуктивністю при записі мільйонів ринкових тиків. Окрему увагу при проєктуванні приділено типізації даних: усі фінансові атрибути, такі як ціни, баланси та обсяги, використовують тип NUMERIC(18,8). Це є критично важливим управлінським рішенням, оскільки використання стандартних типів із рухомою комою могло б призвести

до помилок округлення та фінансових втрат, що неприпустимо для системного інтегратора Oberig IT.

Для оптимізації операційних витрат на хмарну інфраструктуру AWS та забезпечення швидкодії, таблиця ринкових котирувань фізично реалізована як гіпертаблиця (Hypertable). Вона автоматично розбиває дані на часові сегменти, що дозволяє впровадити ефективну політику утримання даних. Згідно з нею, детальна історія зберігається лише протягом обмеженого періоду для інференсу нейромережі, після чого автоматично агрегується. Такий підхід дозволяє менеджеру проєкту суттєво скоротити витрати на оренду дискового простору без втрати репрезентативності даних для бектестингу. Детальна фізична структура бази даних із зазначенням зв'язків та типів полів представлена на рисунку 3.2.

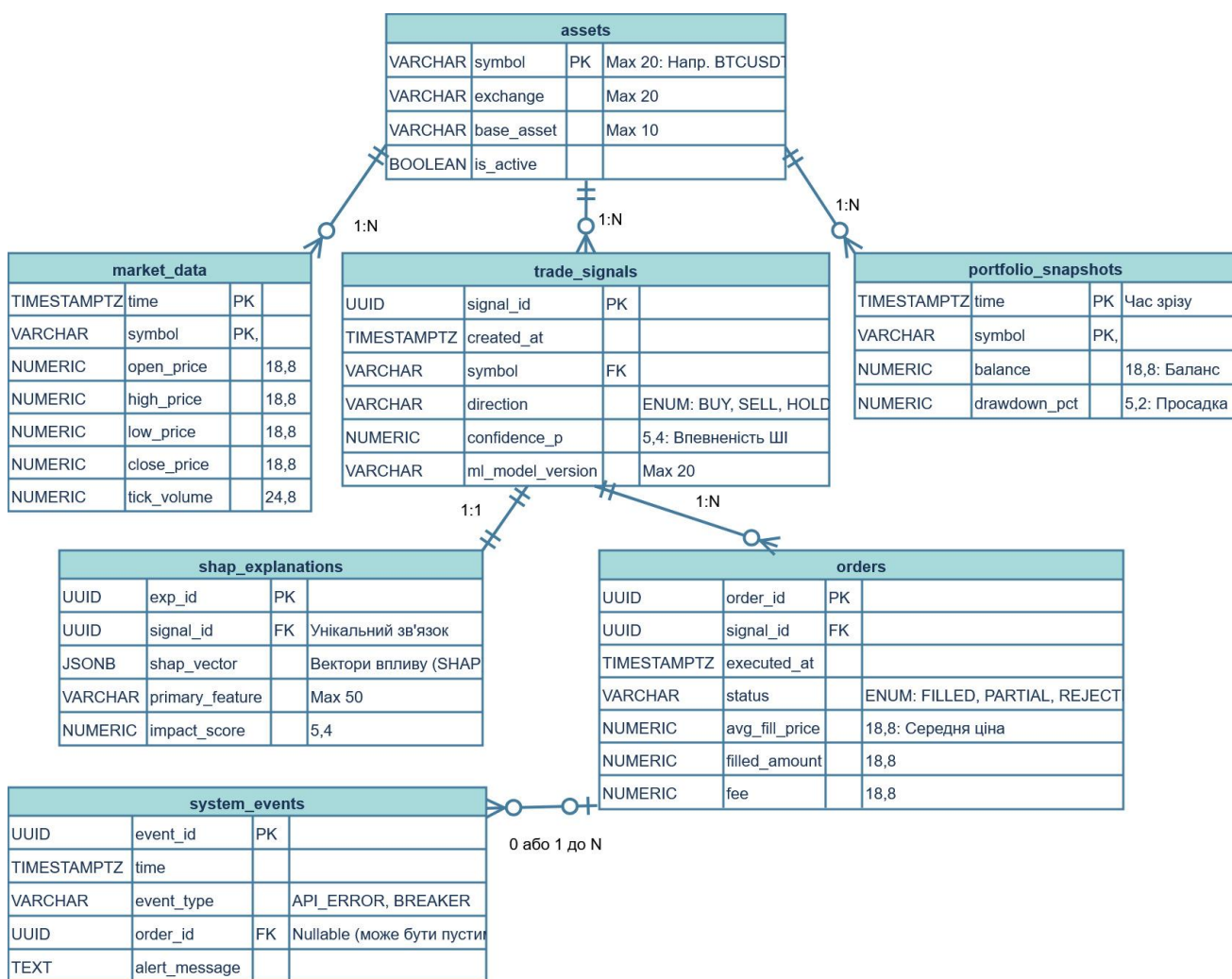


Рис. 3.2. Фізична модель бази даних торгової системи

Торговий домен системи спроектований з урахуванням асинхронної природи ринку. Оскільки стан капіталу має постійно змінюватися для коректного розрахунку коефіцієнта Шарпа та винагороди DRL-агента, сутність зрізів портфеля також реалізована як часовий ряд. Це дозволяє системі не просто знати поточний баланс, а й аналізувати криву прибутковості в ретроспективі. Зв'язок між торговими сигналами та ордерами має відношення «один до багатьох», що є необхідним для коректної обробки часткових виконань на біржі, коли один сигнал на купівлю активу може бути закритий кількома окремими транзакціями за різними цінами.

Особливе місце в ієрархії даних посідає рівень аудиту та комплаєнсу, розроблений відповідно до регламенту DORA. Для кожної операції система зберігає не лише фінансові параметри, а й вектори пояснюваності SHAP у форматі JSONB. Використання бінарного JSON-формату дозволяє зберігати складні математичні структури впливу факторів на рішення нейромережі, не змінюючи при цьому фізичну схему таблиць при оновленні версій моделей Mamba. Такий підхід забезпечує повну прозорість алгоритму та готовність до зовнішнього аудиту.

Фінальним елементом архітектури у базі даних є ізольований лог системних подій, який фіксує роботу аварійного запобіжника Circuit Breaker. Його зв'язок з іншими таблицями є необов'язковим, що дозволяє базі даних реєструвати критичні помилки інфраструктури або втрату зв'язку з біржею навіть у ті моменти, коли активні торгові операції не проводяться. Завдяки такій декомпозиції, база даних стає надійною основою для розгортання MVP, забезпечуючи баланс між технічною швидкістю, фінансовою точністю та юридичною безпекою проєкту.

3.4. Експериментальна перевірка предиктивної архітектури (Proof of Concept)

З метою мінімізації стратегічних ризиків перед ініціацією повномасштабного проєкту «Nexus-Trade», було прийнято рішення про

проведення попередньої практичної апробації (Proof of Concept) обраної математичної моделі. Для тестування було використано відкритий репозиторій дослідження [37] - MShahabSepehri/CryptoMamba. Головним завданням цього експериментального етапу стала перевірка здатності архітектури Selective State Space Models генерувати прибутковий торговий сигнал на реальних, найбільш актуальних історичних даних криптовалютного ринку без залучення повного штату R&D-команди.

Розгортання експериментального середовища виявило низку інфраструктурних викликів, які емпірично підтвердили актуальність закладених у проєкт технічних ризиків. Зокрема, під час спроби запуску в середовищі Windows Subsystem for Linux (WSL) виникли конфлікти залежностей базових фреймворків, що вимагало ручного втручання та складної компіляції бібліотеки Mamba під специфічну версію обчислювальної платформи CUDA 12.1. Для вирішення цих проблем процес ініціалізації середовища був суттєво переформатований. Після клонування оригінального репозиторію було створено ізольоване віртуальне середовище Python та оновлено базові інструменти збірки. Далі з конфігураційного файлу проєкту було примусово видалено несумісні версії пакетів, що дозволило виконати цільове встановлення фреймворку PyTorch, оптимізованого саме під поточну архітектуру відеокарти. Фінальним етапом розв'язання конфлікту стала пряма компіляція модуля mamba-ssm з відключенням ізоляції збірки, після чого решта специфічних залежностей була успішно інстальована, а робоче середовище підготовлено до наскрізного тестування.

Оскільки оригінальний набір даних авторів дослідження знайти не вдалося, для цілей тестування було завантажено масив історичних даних Bitcoin з платформи Kaggle (набір mczielinski/bitcoin-historical-data), який був нормалізований спеціально розробленим скриптом для сумісності з тензорами архітектури CryptoMamba. Ключовою зміною експерименту стала модифікація часових інтервалів навчання. На відміну від оригінальної моделі репозиторію,

яка навчалася на даних з 2018 по 2022 рік, нова неймережа була натренована на розширеному історичному вікні: з 1 січня 2012 року по 29 квітня 2024 року. Інтервал валідації охопив період до 29 квітня 2025 року, а для фінального тестування ефективності (Inference) було виділено абсолютно новий для обох моделей ринковий рік — з 29 квітня 2025 по 29 квітня 2026 року.

Експериментальна перевірка проводилася на локальній обчислювальній станції, оснащій графічним процесором NVIDIA RTX 4070 з 12 ГБ відеопам'яті. Практичні випробування показали надзвичайно високу обчислювальну ефективність моделі: завантаження відеопам'яті під час навчання на денному датасеті становило менше 50% навіть при суттєвому збільшенні batch size. Повний цикл навчання на 1000 епох тривав менше 2 годин, при цьому оптимальні показники предиктивної здатності та збіжності моделі зазвичай досягалися вже у межах перших 100 епох. Такий значний запас потужності апаратного забезпечення підтверджує доцільність переходу до більш гранульованих даних (годинних таймфреймів) у наступних фазах проєкту, оскільки поточна архітектура здатна обробляти значно більші масиви інформації без критичного навантаження на інфраструктуру.

Результати порівняльного тестування оригінальної (базової) та нової моделей на тестовому інтервалі 2025–2026 років (Рис. 3.3) наочно демонструють ефективність предиктивної архітектури. Оригінальна модель, незважаючи на застарілий тренувальний набір, змогла частково адаптуватися до нових умов, показавши фінальний баланс 150,06 дол. США. Водночас нова модель, навчена на розширеному та актуальному історичному контексті, продемонструвала значно вищу прибутковість, досягнувши фінального балансу 266,00 дол. США.

Аналізуючи графіки, можна спостерігати наявність суттєвих просадок (drawdowns) капіталу в обох випадках, особливо під час різких падінь ринку наприкінці 2025 та на початку 2026 року, коли ціна базового активу стрімко знижувалася. Наявність таких просадок емпірично підтверджує програмні

ризиками та доводить архітектурну необхідність інтеграції окремого модуля управління ризиками (Risk Guard) у фінальний продукт.

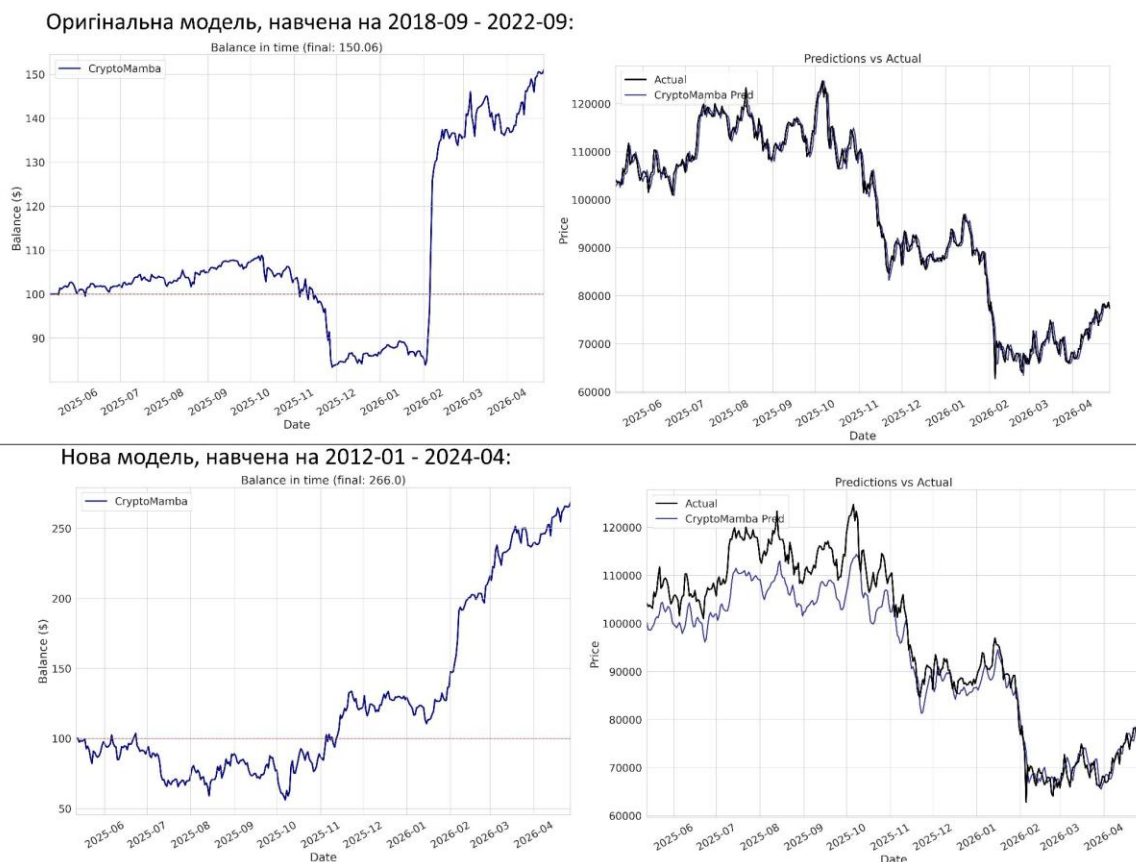


Рис. 3.3. Порівняльний аналіз результатів бектестингу моделей.

Проте загальний позитивний тренд та здатність обох моделей відновлювати баланс і генерувати прибуток на річному часовому горизонті повністю підтверджують життєздатність базової гіпотези. Важливо підкреслити, що ця експериментальна перевірка була реалізована безпосередньо менеджером проєкту, який не має профільного комерційного досвіду у програмуванні чи інженерії штучного інтелекту. Той факт, що навіть базова імплементація в умовах обмеженої технічної експертизи продемонструвала здатність до подолання просадок та генерування прибутку, є потужним аргументом для стейкхолдерів. Успішне проведення цієї первинної апробації доводить інвесторам та керівництву, що повноцінний процес розробки, реалізований професійною матричною командою фахівців із застосуванням надійних конвеєрів даних та оптимізованих гіперпараметрів, дозволить досягти значно

вищих результатів, має високий потенціал комерційного успіху та повністю виправдовує закладений бюджет.

Аналізуючи результати першого експериментального запуску, було виявлено низку зон для покращення предиктивної здатності моделі, які безпосередньо формують технологічний беклог для наступних дослідницьких ітерацій. Перш за все, використання макроскопічних таймфреймів у тестуванні суттєво обмежує загальний обсяг вибірки для навчання архітектури Mamba. Перехід до більш гранульованих інтервалів, наприклад, годинних таймфреймів, дозволить значно збільшити кількість спостережень, що є критично важливим параметром для ефективного глибокого навчання. Таке ущільнення інформаційного потоку допоможе алгоритму краще вловлювати специфічну внутрішньоденну мікроструктуру та волатильність криптовалютного ринку.

Другим недоліком такого підходу, є використання абсолютних значень ціни активу під час навчання. Нейронні мережі стикаються із математичними труднощами при спробі екстраполювати прогнози на цінові рівні, які виходять за межі їхнього тренувального розподілу. Якщо історичний максимум у навчальному наборі даних становив певну фіксовану суму, модель не матиме коректного статистичного орієнтира для генерації адекватних сигналів при переході ринку в зону нових абсолютних максимумів, що є типовим сценарієм для цифрових активів. Ця проблема нестаціонарності фінансових часових рядів ефективно вирішується шляхом зміни парадигми підготовки даних: відмови від абсолютних цін на користь відносних величин. Трансформація вхідного датасету у формат логарифмічної прибутковості, відсоткових змін між періодами або стандартизованих осциляторів дозволить перетворити дані на стаціонарні. Завдяки цьому інтелектуальне ядро зможе зосередитися на розпізнаванні універсальних патернів імпульсу та виснаження ринку, незалежно від поточного рівня капіталізації активу. Зазначені гіпотези щодо зміни гранулярності та переходу до відносних метрик розглядаються як першочергові завдання для валідації в межах наступних циклів науково-дослідного треку проєкту.

РОЗДІЛ 4. ЕКОНОМІЧНЕ ТА УПРАВЛІНСЬКЕ ОБҐРУНТУВАННЯ

4.1. Календарне планування

На основі деталізованої ієрархічної структури робіт (WBS) та гібридної методології управління було побудовано динамічну календарно-мережеву модель проєкту розробки системи «Nexus-Trade» у середовищі Microsoft Project. Першим кроком формування моделі стало створення зведеного аркуша завдань, який фіксує перелік робіт, їхню тривалість, призначених виконавців та бюджетні витрати за кожним пакетом. Відповідний календарний план-графік реалізації проєкту представлено на Рисунку 4.1.

	Ім'я завдання	Трива	Початок	Заверш	Пог	Імена ресурсів	Витрати
1	Фаза 1: Ініціація та Інфраструктура (Sprint 0)	10 днів	Пн 06.07.26	Пт 17.07.26			\$4 333,84
2	Розгортання ізольованої AWS інфраструктури (VPC, EC2)	4 днів	Пн 06.07.26	Чт 09.07.26		DevSecOps Engineer	\$960,00
3	Налаштування гіпертаблиць TimescaleDB та політик бекапу	3 днів	Пт 10.07.26	Вт 14.07.26	2	Backend Developer;Data Engineer	\$1 124,88
4	Інтеграція проєкту з корпоративним контуром безпеки (IAM, PAM)	2 днів	Пт 10.07.26	Пн 13.07.26	2	DevSecOps Engineer	\$480,00
5	Ініціалізація Git-репозиторіїв та політик версіонування	1 день	Вт 14.07.26	Вт 14.07.26	4	DevSecOps Engineer	\$240,00
6	Узгодження Data Contract (Специфікація Inference API)	1 день	Ср 15.07.26	Ср 15.07.26	3;4	Backend Developer;ML Engineer	\$452,00
7	Конфігурація середовища Jira (Scrum/Kanban) та формування гібридного беклогу	1 день	Чт 16.07.26	Чт 16.07.26	6	AI Product Manager	\$200,00
8	Установча зустріч (Kick-off) та планування першої ітерації	1 день	Пт 17.07.26	Пт 17.07.26	7	AI Product Manager;Backend Developer;ML En	\$876,96
9	Фаза 2: Інженерний трек (Scrum Development)	60 днів	Пн 20.07.26	Пт 09.10.26	1		\$13 874,88
10	Sprint 1: Розробка Data Streamer (WebSocket API)	10 днів	Пн 20.07.26	Пт 31.07.26		Backend Developer	\$2 000,00
11	Sprint 2: Нормалізація тензорів та Baseline SMA	10 днів	Пн 03.08.26	Пт 14.08.26	10	Backend Developer	\$2 000,00
12	Sprint 3: Розробка модуля Order Manager (Маршрутизація)	10 днів	Пн 17.08.26	Пт 28.08.26	11	Backend Developer	\$2 000,00
13	Sprint 4: Імплементація Risk Guard (Circuit Breaker)	10 днів	Пн 31.08.26	Пт 11.09.26	12	Backend Developer;Quant Analyst[30%]	\$2 674,88
14	Sprint 5: Впровадження CI/CD пайплайнів для бекенду	10 днів	Пн 14.09.26	Пт 25.09.26	13	Backend Developer;DevSecOps Engineer[30%]	\$2 720,00
15	Sprint 6: Навантажувальне тестування (Load Testing API)	10 днів	Пн 28.09.26	Пт 09.10.26	14	Backend Developer;DevSecOps Engineer[20%]	\$2 480,00
16	Фаза 3: Дослідницький ML-трек (Kanban R&D)	60 днів	Пн 20.07.26	Пт 09.10.26	1		\$23 280,96
17	Розробка Data Pipeline (Очищення історичних даних)	10 днів	Пн 20.07.26	Пт 31.07.26		Data Engineer;ML Engineer	\$4 269,60
18	Feature Engineering (Генерація нелінійних ознак)	10 днів	Пн 03.08.26	Пт 14.08.26	17	ML Engineer;Quant Analyst	\$4 769,60
19	Research Spike 1: Навчання Mamba SSM та оптимізація	15 днів	Пн 17.08.26	Пт 04.09.26	18	ML Engineer	\$3 780,00
20	Проектування функції винагороди (Reward Function)	5 днів	Пн 07.09.26	Пт 11.09.26	19	ML Engineer;Quant Analyst[70%]	\$2 047,36
21	Research Spike 2: Навчання DRL-агента (PPO + Kelly)	15 днів	Пн 14.09.26	Пт 02.10.26	20	ML Engineer;Quant Analyst	\$7 154,40
22	Інтеграція модуля XAI-пояснюваності (Алгоритм SHAP)	5 днів	Пн 05.10.26	Пт 09.10.26	21	ML Engineer	\$1 260,00
23	Фаза 4: Системна інтеграція (Dual-Track Merge)	15 днів	Пн 12.10.26	Пт 30.10.26	9;16		\$7 352,80
24	Зшивка систем: Інтеграція Inference API з бекендом	5 днів	Пн 12.10.26	Пт 16.10.26		Backend Developer;ML Engineer	\$2 260,00
25	Профілювання мережевої затримки (Inference Latency)	5 днів	Пн 19.10.26	Пт 23.10.26	24	Backend Developer	\$1 000,00
26	Наскрізний історичний бектестинг (Sharpe Ratio Validation)	5 днів	Пн 26.10.26	Пт 30.10.26	25	Backend Developer;ML Engineer;Quant Analys	\$3 384,80
27	Комплаєнс-аудит (DORA) та Юридична перевірка	3 днів	Пн 26.10.26	Ср 28.10.26	25	AI Product Manager;Юрисконсульт[30%]	\$708,00
28	Фаза 5: Управлінський резерв та Верифікація	15 днів	Пт 30.10.26	Пт 20.11.26	23		\$4 124,80
29	Віха: Go/No-Go Decision (Спонсорський ревію)	0 днів	Пт 30.10.26	Пт 30.10.26		AI Product Manager;Technical Director	\$0,00
30	Contingency Buffer (Управлінський резерв PM)	10 днів	Пн 02.11.26	Пт 13.11.26		AI Product Manager	\$2 000,00
31	Paper Trading (Торгівля на Binance Testnet)	5 днів	Пн 16.11.26	Пт 20.11.26	30	Backend Developer;Quant Analyst	\$2 124,80
32	Фаза 6: Live MVP та Збір статистики	25 днів	Пн 23.11.26	Пт 25.12.26	28		\$10 033,20
33	Аудит безпеки та розгортання Live Trading MVP	2 днів	Пн 23.11.26	Вт 24.11.26		Backend Developer;DevSecOps Engineer	\$880,00
34	Моніторинг торгівлі та збір фінансових метрик у реальному часі	20 днів	Ср 25.11.26	Вт 22.12.26	33	AI Product Manager;Quant Analyst	\$8 499,20
35	Формування фінансового звіту успішності MVP (DORA)	3 днів	Ср 23.12.26	Пт 25.12.26	34	AI Product Manager;Юрисконсульт[15%]	\$654,00
36	Віха: Завершення R&D проєкту (Project Closure)	0 днів	Пт 25.12.26	Пт 25.12.26	35	AI Product Manager;Technical Director	\$0,00

Рис. 4.1. Календарний план-графік реалізації проєкту (аркуш завдань)

Розроблений графік структурно відображає концепцію двопотокової розробки (Dual-Track Development), що є синтезом галузевого стандарту CRISP-ML(Q) з гнучкими фреймворками Scrum та Kanban. Такий комплексний підхід дозволяє менеджеру проєкту зберігати жорсткий контроль над бюджетом та розкладом у 125 робочих днів (25 тижнів), залишаючи при цьому необхідний простір для наукової стохастичності алгоритмів штучного інтелекту. У межах побудованої моделі управління завданнями суттєво відрізняється залежно від обраного напрямку. Усі роботи інженерного макро-блоку піддаються класичній оцінці трудовитрат і виконуються за правилами двотижневих Scrum-спринтів. Натомість тривалість дослідницьких задач ML-треку, таких як оптимізація архітектури Mamba або навчання DRL-агента, є не детермінованим часом створення функціоналу, а фіксованим таймбоксом (Timebox) для проведення обмеженого в часі дослідницького шипа (Research Spike). Для відображення цієї специфіки у Microsoft Project властивості дослідницьких завдань були переведені у режим фіксованої тривалості (Fixed Duration) із відключенням планування від обсягу робіт. Це алгоритмічно гарантує, що у випадку недосягнення цільових метрик у межах виділеного часу, наприклад, якщо коефіцієнт Шарпа залишається нижчим за 1.5, ітерація переривається, і проєкт повертається на стадію генерації ознак.

Для візуалізації мережевої моделі, критичного шляху та логічної послідовності виконання було згенеровано діаграму Ганта, яку для зручності аналізу розділено на два блоки. На Рисунку 4.2 відображено розклад початкових етапів: ініціації інфраструктури та паралельної розробки інженерного і дослідницького треків. Синхронізація цих двох паралельних світів — гнучкого дослідницького R&D та прогнозованого інженерного — відбувається під час фази системної інтеграції, розклад якої разом із фінальними етапами проєкту наведено на Рисунку 4.3.

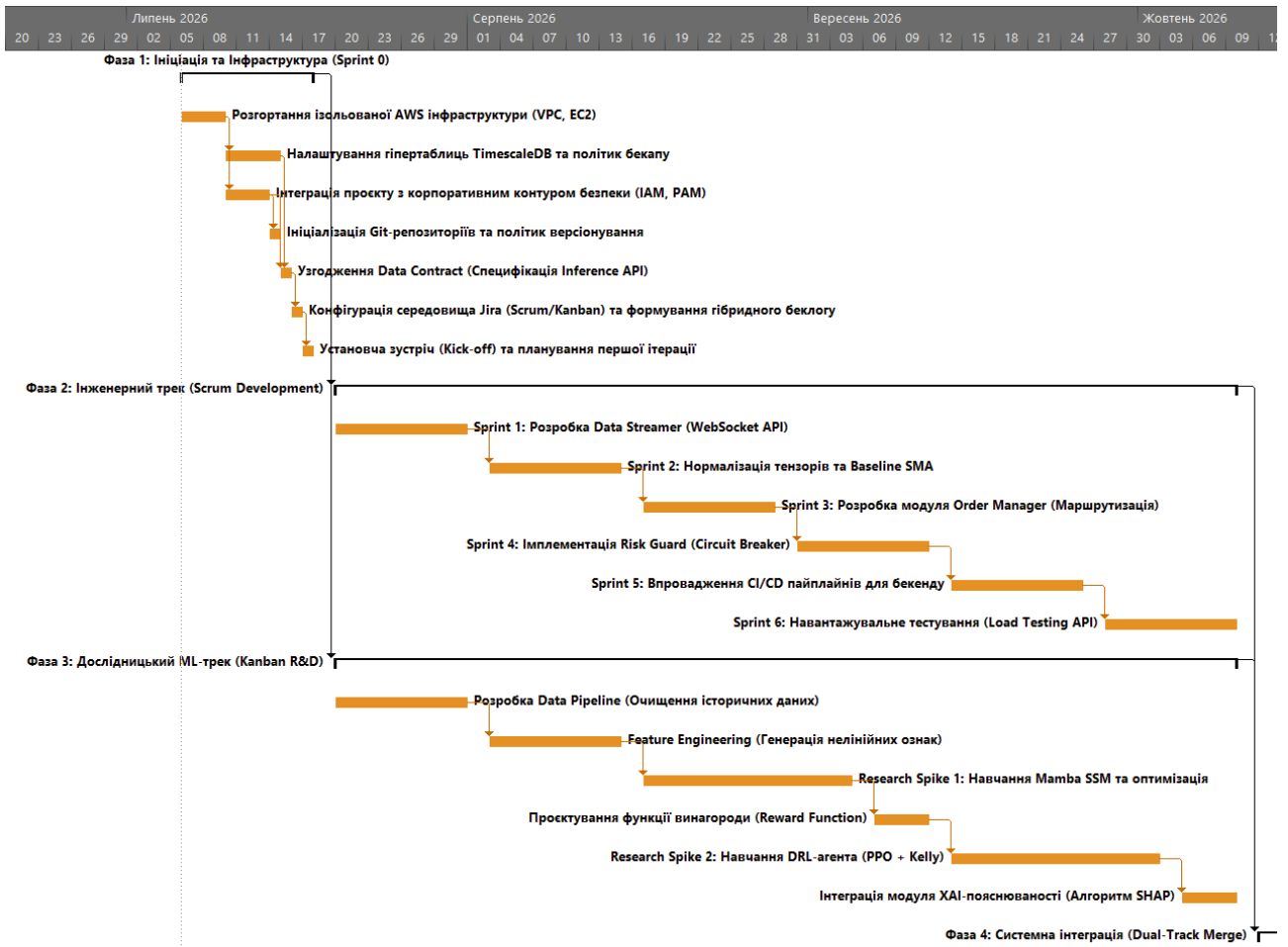


Рис. 4.2. Діаграма Ганта проєкту: ініціація та паралельна розробка треків

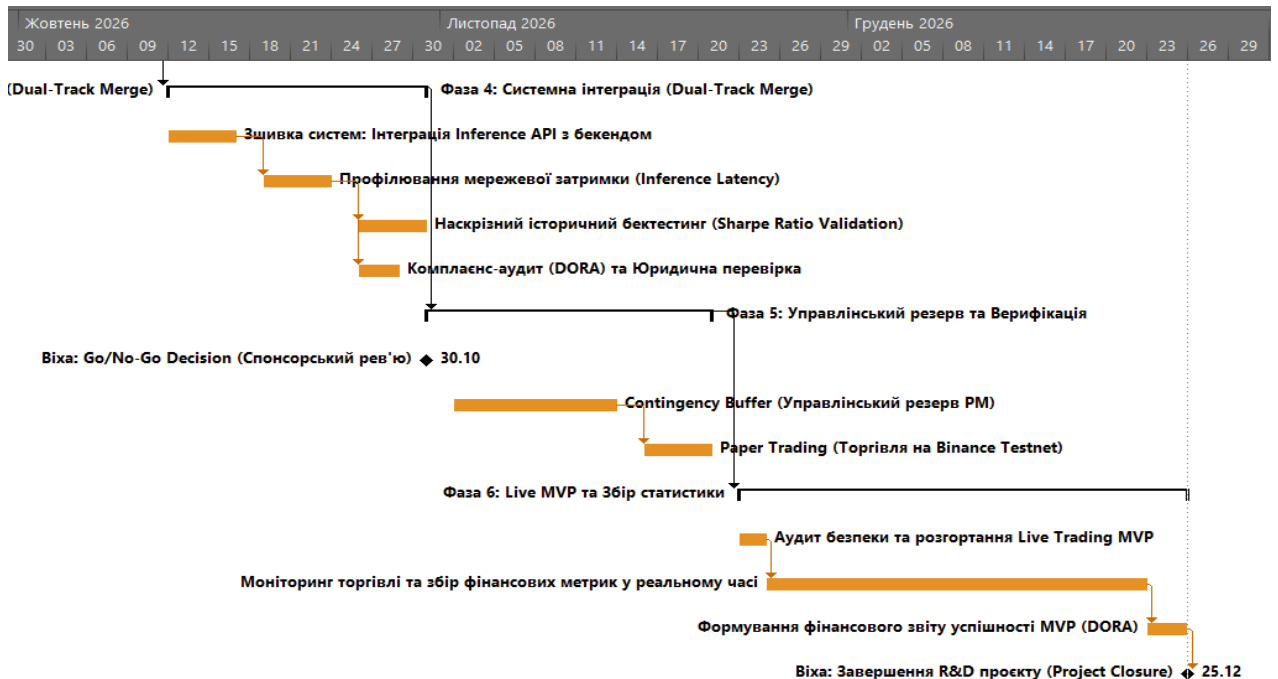


Рис. 4.3. Діаграма Ганта проєкту: інтеграція, верифікація та запуск MVP

Важливим аспектом аналізу побудованого графіка є ідентифікація критичного шляху проєкту. Через щільну інтеграцію дослідницького та інженерного компонентів, а також жорстко встановлені дедлайни для виходу на ринок, усі завдання у діаграмі набули статусу критичних. Такий стан мережевої моделі свідчить про відсутність часових резервів, що, з одного боку, підвищує ризику, а з іншого — демонструє високу управлінську готовність до контролю найважливіших термінів розробки. Фокусування на критичному шляху дозволяє менеджеру проєкту здійснювати превентивний моніторинг кожної задачі, оскільки будь-яке відхилення від плану безпосередньо вплине на фінальну дату запуску MVP.

У моделі було задано жорсткі логічні зв'язки типу «Фініш-Старт», які дозволяють розпочати процес зшивки систем лише після повного завершення обох паралельних треків. Саме на цьому етапі перевіряються критичні технічні показники, зокрема мережева затримка генерації сигналу (Inference Latency), яка має становити менше 10 мілісекунд, після чого приймається рішення про успішність експерименту та перехід до віхи Go/No-Go. Для абсорбції потенційних ризиків інтеграції одразу після затвердження спонсором у графік закладено управлінський резерв часу (Contingency Buffer) тривалістю 10 робочих днів.

Важливим етапом оптимізації календарно-мережевої моделі стало вирівнювання ресурсів (Resource Leveling) та усунення конфліктів перевищення доступності персоналу. Для відображення корпоративних реалій матричної структури підприємства Oberig IT члени ізольованого R&D-ядра отримали стовідсоткове завантаження, тоді як спеціалісти суміжних департаментів були додані до проєкту з квотованим робочим часом за угодою про рівень послуг (SLA). Зокрема, було успішно нівельовано конфлікт одночасної зайнятості кількісного аналітика шляхом розподілу його доступності між проєктуванням функції винагороди в ML-треку (70% часу) та імплементацією системи управління ризиками в інженерному треку (30% часу). Завдяки такій оптимізації

фінальна модель розкладу не містить ресурсних перевантажень і є повністю готовою для проведення вартісного аналізу та формування бюджету проєкту.

4.2. Фінансове планування

Основою для фінансового планування R&D-проєкту «Nexus-Trade» є оцінка вартості базових трудовитрат команди (Labor Cost Estimate). Для коректного використання інструментарію Microsoft Project, який функціонує за принципом оцінки зусилля-залежних витрат (Effort-based costing), стандартні місячні оклади ІТ-спеціалістів були трансформовані у внутрішні погодинні ставки списання (Internal Charge-out Rates). Розрахунок базувався на актуальних медіанних ринкових ставках для фахівців рівня Middle+/Senior у сфері штучного інтелекту та фінансових технологій з урахуванням нормативу у 160 робочих годин на місяць. Відповідно, для ізольованого ядра розробки були встановлені наступні ставки: ML Engineer — 31,25 дол./год (при окладі 5000 дол./міс), Quant Analyst — 28,12 дол./год (4500 дол./міс), Backend Developer та AI Product Manager — по 25,00 дол./год (4000 дол./міс). Для матричних ресурсів компанії Oberig ІТ застосовано аналогічний підхід: DevSecOps Engineer — 30,00 дол./год (4800 дол./міс), Data Engineer — 21,87 дол./год (3500 дол./міс), Юрисконсульт — 15,00 дол./год (2400 дол./міс).

Імплементация зазначених фінансових параметрів у розроблену календарно-мережеву модель дозволила автоматично розрахувати базову вартість виконання кожної задачі згідно з виділеними трудовитратами. Результати калькуляції вартості залучення трудових ресурсів наведено на рисунку 4.4.

Для забезпечення прозорості фінансового планування було застосовано підхід розподіленого моделювання бюджету. Програмне середовище Microsoft Project використовувалося виключно для точної оцінки прямих трудовитрат на основі погодинних ставок. Це дозволило з високою точністю розрахувати математично обґрунтовану вартість залучення матричних ресурсів підприємства за моделлю внутрішнього крос-чарджу (Cross-charge): 112 годин для інженера з

безпеки, 104 години для інженера даних та 10,8 годин для юрисконсульта. Таким чином, проєкт сплачує лише за фактично відпрацьований час суміжних підрозділів, уникаючи фінансування їхніх простоїв.

Ім'я	Звичайна ставка	Витрати	Звичайна робота
AI Product Manager	\$25,00/год	\$7 600,00	304 год
ML Engineer	\$31,50/год	\$18 144,00	576 год
Backend Developer	\$25,00/год	\$17 400,00	696 год
Quant Analyst	\$28,12/год	\$14 060,00	500 год
Data Engineer	\$21,87/год	\$2 274,48	104 год
DevSecOps Engineer	\$30,00/год	\$3 360,00	112 год
Юрисконсульт	\$15,00/год	\$162,00	10,8 год
Technical Director	\$0,00/год	\$0,00	0 год

Рис. 4.4 Відомості про вартість усіх трудових ресурсів

Разом з тим, базова оцінка трудовитрат не є тотожною загальному бюджету проєкту (Master Budget). Специфіка корпоративної розробки вимагає забезпечення виділеного R&D-ядра стабільним фінансуванням у вигляді фіксованих шестимісячних контрактів, незалежно від мікро-простоїв між ітераціями. Крім того, функціонування системи «Nexus-Trade» передбачає значні інвестиції у хмарну інфраструктуру (ОРЕХ), що не належать до фонду оплати праці. Тому подальше формування зведеного кошторису здійснюється шляхом консолідації гарантованого зарплатного фонду основної команди, вартості орендованих матричних ресурсів та прямих операційних витрат на обчислювальні потужності у єдину фінансову модель.

Зведений бюджет R&D-проєкту формується на основі консолідації гарантованого фонду оплати праці ізольованого ядра за шість місяців, вартості матричного крос-чарджу, прямих операційних витрат на інфраструктуру, а також витрат на забезпечення робочого середовища. Додатково до кошторису інтегровано цільовий преміальний фонд, який є фінансовим інструментом

мотивації команди. Підсумкова структура загального бюджету розробки системи «Nexus-Trade» із деталізацією складових вартості та агрегованими сумами за відповідними статтями наведена у зображенні таблиці (рис 4.5).

Стаття витрат	Опис / База розрахунку	Вартість складової (USD)	Сума за категорією (USD)
1. ФОП: Ізольоване R&D-ядро (6 місяців)	Гарантовані контракти команди (Full-time)		\$105 000,00
ML Engineer	\$5 000 / міс × 6 місяців	\$30 000,00	
Quant Analyst	\$4 500 / міс × 6 місяців	\$27 000,00	
Backend Developer	\$4 000 / міс × 6 місяців	\$24 000,00	
AI Product Manager	\$4 000 / міс × 6 місяців	\$24 000,00	
2. ФОП: Матричні ресурси (За фактом)	Внутрішній крос-чардж (за даними MS Project)		\$5 796,48
DevSecOps Engineer	112 годин за ставкою \$30,00/год	\$3 360,00	
Data Engineer	104 години за ставкою \$21,87/год	\$2 274,48	
Юрисконсульт	10,8 годин за ставкою \$15,00/год	\$162,00	
3. Інфраструктура та OPEX	Прямі операційні витрати проекту		\$6 150,00
AWS Cloud (GPU Instances)	Оренда серверів (p3.2xlarge) для навчання Mamba та DRL	\$4 500,00	
AWS Core Compute & DB	Хостинг бекенду (EC2) та бази даних (TimescaleDB) на 6 міс.	\$1 050,00	
Premium Market Data API	Придбання історичних датасетів L2 для бектестингу	\$500,00	
Live Trading Limit	Торговий ліміт для Фази 6 (Тестування на реальному ринку)	\$100,00	
4. Апаратне та програмне забезпечення	Робоче середовище розробників		\$5 400,00
Hardware Depreciation	Амортизація робочих станцій команди (4 особи × 6 міс.)	\$2 400,00	
AI Tools & API Tokens	Підписки Copilot, ліміти API LLM-моделей для кодогенерації	\$3 000,00	
5. Резерви та мотивація	Управлінські фонди		\$12 000,00
Performance Bonus Pool	Цільова премія за успішне проходження вихи Go/No-Go та Фази 6	\$12 000,00	
Загальний бюджет проекту (Master Budget):			\$134 346,48

Рис. 4.5. Структура бюджету проекту

Представлений фінансовий план демонструє, що загальна вартість розробки мінімально життєздатного продукту (MVP) становить 134 346,48 доларів США. Основну частку витрат очікувано формує фонд оплати праці виділеного ядра розробників, який складає 105 000 доларів, що дорівнює близько 78% від загальної суми. Такий розподіл є типовим для наукоємних FinTech-проектів, де ключовим активом виступає висококваліфікована інтелектуальна праця. Даний фонд розраховано за моделлю B2B-контрактів (Gross), що вже

включає всі податкові зобов'язання, які контрактори виконують самостійно згідно з умовами своїх договорів. Завдяки застосуванню матричної моделі управління та розрахунку внутрішнього крос-чарджу через Microsoft Project, витрати на залучення вузькопрофільних спеціалістів, таких як інженери з безпеки, даних та юрисконсульт, вдалося оптимізувати до рівня 5 796,48 доларів, що становить менше ніж 5% загального бюджету.

Операційні та інфраструктурні витрати, спільно з витратами на апаратне та програмне забезпечення, складають 11 550 доларів. Цей блок містить критично важливі інвестиції в обчислювальні потужності, зокрема 4 500 доларів виділено на оренду продуктивних GPU-інстансів в екосистемі AWS, які є необхідними для проведення дослідницьких шипів із навчання моделі Mamba та DRL-агента. Додатково враховано витрати на придбання високоякісних історичних L2-даних для наскрізного бектестингу та базовий хостинг бекенду з гіпертаблицями TimescaleDB. У кошторис також закладено фінансову амортизацію робочих станцій команди та бюджет на корпоративні підписки для сучасних інструментів кодогенерації на базі штучного інтелекту, що є необхідною умовою для підтримки високого темпу розробки.

Окремої уваги заслуговує стаття резервів та мотивації розміром 12 000 доларів. У межах розробленої архітектури проєкту цей преміальний пул виступає стратегічним інструментом управління, що замінює класичний фінансовий резерв на непередбачувані витрати (Contingency Reserve). Замість утримання частини базової заробітної плати, система гарантує команді виплату ринкових ставок, але пропонує суттєвий бонус виключно за умови досягнення екстра-результатів. Виплата цього пулу жорстко прив'язана до успішного проходження віхи Go/No-Go та досягнення алгоритмом цільових метрик (коефіцієнт Шарпа > 1.5, мережева затримка < 10 мс) під час тестування на реальних ринкових даних. Таке структурування бюджету забезпечує надійний баланс між фінансовою безпекою інженерної команди й комерційними інтересами компанії-інтегратора.

Завершальним етапом фінансового обґрунтування є проведення кількісної оцінки економічної ефективності інвестицій. Оскільки проєкт ініціюється як внутрішній R&D-експеримент на базі системного інтегратора Oberig IT, аналіз доцільності базується на здатності MVP трансформуватися у рентабельний комерційний продукт протягом трирічного горизонту планування.

Для максимізації прибутку та нівелювання ринкових ризиків обрано гібридну модель монетизації, що поєднує два напрями:

1. **Proprietary Trading (Внутрішній фонд):** Використання інтелектуального ядра системи для управління власним капіталом компанії. На етапі комерціалізації (Рік 1) передбачається виділення цільового траншу оборотних коштів у розмірі 200 000 USD.
2. **SaaS / White-label:** Надання API-доступу до торгових сигналів інституційним клієнтам (B2B) за підпискою.

Особливістю стратегії є синергетичний ефект реінвестування: 20% доходів, отриманих від сегмента SaaS, щорічно реінвестуються у внутрішній торговий фонд. Це дозволяє диверсифікувати джерела доходу та використовувати B2B-впровадження як важіль для масштабування власного капіталу підприємства.

Розрахунок показників ефективності базується на консервативному (песимістичному) сценарії розвитку, що є стандартом для високоризикових фінансових технологій:

- Початкові інвестиції (I0) 134 346,48 USD (сукупний бюджет розробки MVP, розрахований у підрозділі 4.2).
- Ставка дисконтування (r) 20%. Вибір такої бар'єрної ставки (Hurdle Rate) враховує як середньоринкову вартість капіталу IT-підприємства, так і премію за ризик алгоритмічної нестабільності Mamba/DRL.
- Операційні витрати (OPEX) зростають від 70 000 USD (Рік 1) до 110 000 USD (Рік 3) у зв'язку з необхідністю розширення хмарної інфраструктури (AWS) та підтримки DORA-комплаєнсу при зростанні бази B2B-клієнтів.

- Прибутковість алгоритму прогнозується на рівні 30% річних (APY), що є реалістичним показником для інституційного трейдингу з жорстким ризик-менеджментом.

Прогноз доходів за три роки комерційної експлуатації з урахуванням тривалого циклу B2B-продажів наведено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1

Прогноз чистих грошових потоків (USD)

Показник	Рік 1	Рік 2	Рік 3
Розрахунковий капітал (Prop Trading)	200 000	206 000*	224 000*
Дохід від Proprietary Trading (30% APY)	60 000	61 800	67 200
Дохід від SaaS (B2B підписки)	30 000	90 000	180 000
Сумарний валовий дохід	90 000	151 800	247 200
Операційні витрати (OPEX) та податки	(70 000)	(90 000)	(110 000)
Чистий грошовий потік (CF)	20 000	61 800	137 200

* Капітал збільшується в тому числі за рахунок реінвестування 20% від SaaS-доходів попереднього року.

Для визначення чистої приведеної вартості (NPV) здійснюється дисконтування чистих потоків:

- PV (Рік 1): $20\,000 / (1,2)^1 = 16\,666,67$ USD.
- PV (Рік 2): $61\,800 / (1,2)^2 = 42\,916,67$ USD.
- PV (Рік 3): $137\,200 / (1,2)^3 = 79\,398,15$ USD.
- Сума дисконтованих потоків (Discounted Cash Flows): 138 981,49 USD.
- Чиста приведена вартість (NPV): $138\,981,49 - 134\,346,48 = 4\,635,01$ USD.

Отримане позитивне значення NPV доводить, що навіть за умови надконсервативного прогнозу прибутковості алгоритму та тривалого виходу на B2B-ринок, проєкт є економічно життєздатним і генерує додану вартість для компанії.

Розрахунок недисконтованого кумулятивного потоку показує:

- Рік 0: -134 346,48 USD

- Рік 1: -114 346,48 USD
- Рік 2: -52 546,48 USD
- Рік 3: +84 653,52 USD
- Термін окупності PP = 2 роки + $(52\,546,48 / 137\,200) = 2,38$ року.

Проведений фінансово-економічний аналіз демонструє, що поєднання Proprietary торгівлі та моделі SaaS забезпечує системі «Nexus-Trade» фінансову стійкість. Внутрішній фонд генерує базовий грошовий потік на ранніх етапах, компенсуючи тривалий цикл онбордингу B2B-клієнтів. Очікуваний термін окупності у 2 роки та 4 місяці є прийнятним для R&D-ініціатив у сфері глибокого машинного навчання, що повністю підтверджує доцільність реалізації проєкту в рамках стратегії диверсифікації системного інтегратора Oberig IT.

4.3 Ідентифікація та оцінка ризиків проєкту

Створення високонавантажених інтелектуальних систем у сфері фінансових технологій супроводжується екстремальним рівнем невизначеності на кожному етапі життєвого циклу. Враховуючи специфіку експерименту з розробки платформи, стандартні ризики ускладнюються суворими регуляторними вимогами європейського законодавства, математичною стохастичністю новітніх архітектур машинного навчання та жорсткими часовими обмеженнями. Для забезпечення системного підходу процес аналізу ризиків було інтегровано безпосередньо в організаційну матричну структуру проєкту. На першому етапі було застосовано гібридну модель класифікації, яка декомпозує загрози на чотири ключові домени: програмні та модельні ризики, технічні та інфраструктурні, внутрішні ризики команди та строків, а також фінансові, ринкові та регуляторні ризики (Додаток Б, табл. Б1).

Для якісного оцінювання ідентифікованих ризиків використано двовимірну шкалу, що базується на комбінації сили впливу на цілі проєкту та рівня керованості ризиком з боку команди розробки. Детальний реєстр двадцяти двох ідентифікованих ризиків, їхня специфікація з урахуванням архітектури системи та результати якісної оцінки наведені у Додатку Б.

Для переходу від абстрактних якісних показників до математично обґрунтованих метрик на другому етапі було проведено кількісну оцінку ризиків через розрахунок очікуваної грошової вартості (Додаток Б, табл. Б2). Методологія кількісного розрахунку базується на кількох управлінських та фінансових ввідних. Зокрема, розрахунок прямих фінансових втрат від затримок спирається на гарантований фонд оплати праці команди розробки, який становить орієнтовно 4375 доларів США на тиждень. Відповідно, будь-яка затримка у часі напрямку конвертується у фінансові збитки через оплату простою або переробок. Також враховано додаткові витрати на оренду обчислювальних потужностей хмарної інфраструктури у разі перенавчання моделей. Ключовим обмеженням, закладеним у розрахунок, є встановлення ліміту тестового торгового капіталу на рівні 100 доларів США, що кардинально трансформує потенційний масштаб фінансових збитків від торгових чи безпекових інцидентів. Повний розрахунок показника очікуваної грошової вартості для кожного ризику за формулою добутку фінансових втрат на ймовірність та частоту настання події представлено.

На основі отриманих кількісних даних було сформовано матрицю пріоритезації. За рівнем очікуваної грошової вартості всі загрози класифіковано за операційними та стратегічною зонами (Додаток Б). До категорії стратегічних ризиків винесено загрози, що призводять до повної зупинки проєкту та фіксування безповоротних втрат інвестором. Вони не фінансуються з поточного операційного бюджету, а є метрикою для прийняття управлінських рішень на вищому рівні підприємства. До таких загроз належать рішення щодо відмови від масштабування продукту та макроекономічні шоки.

В операційній площині найбільший руйнівний потенціал для поточного бюджету мають ризики критичного пріоритету, які вимагають обов'язкового фінансового резервування. До цієї групи увійшли деградація точності предиктивної моделі через перенавчання з очікуваною вартістю понад 10000 доларів, вичерпання відеопам'яті хмарних серверів з найвищою ймовірністю

настання, а також хибне спрацювання аварійного запобіжника. До групи високого пріоритету, що вимагає постійного моніторингу на крос-функціональних зустрічах команди, віднесено мережеві затримки, недоступність матричних ресурсів, похибку оцінки строків, дефекти якості даних та перевитрати інфраструктурного бюджету.

Ризики середнього та низького пріоритетів вирішуються в межах стандартних ітерацій розробки. Показово, що завдяки архітектурному обмеженню капіталу до мінімального рівня, такий потенційно катастрофічний інцидент, як компрометація доступу та витік ключів, отримав математичну оцінку лише у 223 долари. Це автоматично перевело його до зони низького пріоритету з точки зору операційного управління на етапі створення мінімально життєздатного продукту, підтвердивши ефективність обраної стратегії мінімізації втрат.

Перехід від кількісної оцінки ризиків до безпосереднього управління ними вимагає розробки чітких протиризикових заходів та визначення симптомів, тобто тригерів, які своєчасно сигналізують про високу ймовірність настання ризикової події. У контексті розробки системи алгоритмічного трейдингу симптоми здебільшого мають не управлінський, а суто метричний характер і фіксуються через системи моніторингу моделі та інфраструктури. Розроблені стратегії реагування базуються на принципах уникнення, пом'якшення та прийняття ризиків, з фокусом на критичній та стратегічній зонах, виявлених під час кількісного аналізу.

Для управління стратегічними ризиками, зокрема загрозою зупинки проєкту та фіксування безповоротних втрат інвестором, базовою стратегією є імплементація концепції швидкого виявлення невдач, відомої як підхід Fail-Fast. Основним симптомом реалізації цього ризику є систематичне недосягнення цільового показника коефіцієнта Шарпа на рівні вище 1.5 під час виконання ізольованих дослідницьких завдань. Протиризиковий захід полягає у жорсткому лімітуванні кількості спроб оптимізації архітектури: якщо після визначеної

кількості ітерацій математична модель не демонструє стійкості на валідаційних даних, керівник проєкту ініціює дострокове згортання експерименту. Це дозволяє уникнути повного вичерпання закладеного бюджету та зберегти ресурси підприємства для інших дослідницьких ініціатив.

В операційній площині найбільшої уваги вимагає ризик деградації точності предиктивної моделі Mamba через феномен перенавчання. Симптомом цієї проблеми є математична розбіжність, за якої спостерігається зменшення функції втрат на тренувальному наборі даних при одночасному її стрімкому зростанні на тестовій вибірці. Стратегією пом'якшення у цьому випадку є запровадження архітектурної надмірності. На ранніх етапах розробки впроваджується детермінована базова модель на основі класичних індикаторів технічного аналізу, яка виконує функцію страхувального механізму. У разі критичної деградації інтелектуального ядра система здатна автоматично перемикатися на цю базову логіку, що дозволяє інженерній команді продовжувати наскрізне тестування інфраструктури виконання ордерів без інфраструктурних простоїв.

Ризик вичерпання ресурсів відеопам'яті та пов'язаних із цим фінансових перевитрат ідентифікується через симптоми різкого зростання споживання обчислювальних потужностей у панелі моніторингу хмарного провайдера AWS та появу специфічних помилок нестачі пам'яті в системних журналах. Превентивним заходом є налаштування автоматичних фінансових сповіщень та жорстких лімітів білінгу безпосередньо в екосистемі хмарної платформи. Технічне реагування полягає у застосуванні алгоритмічних методів акумуляції градієнтів та динамічного зменшення розміру батчу під час навчання нейромережі, що дозволяє уникнути оренди дорожчих інстансів і гарантовано залишитися в межах затвердженого інфраструктурного кошторису.

Щодо ризику хибного спрацювання аварійного розриву з'єднання, його головним симптомом є аномальна частота зупинок торгової сесії модулем Circuit Breaker у періоди стандартної ринкової волатильності. Заходом реагування є

відмова від статичних відсоткових тригерів зупинки на користь динамічного калібрування порогів чутливості, що базується на поточних показниках ринкового шуму. Окремо варто відзначити розроблену стратегію управління безпековими ризиками компрометації доступу. Хоча симптомом такої події є несанкціонована торгова активність через програмні інтерфейси біржі, головним протиризиковим заходом стала архітектурна стратегія мінімізації впливу шляхом встановлення жорсткого ліміту капіталу під час фази тестування на реальному ринку. Це управлінське рішення апріорі обмежує максимальний фінансовий збиток від інциденту сумою виділеного ліміту, перетворюючи критичну вразливість системи на контрольований технічний збій.

Не менш важливим є управління ризиками високого пріоритету, які, хоч і не загрожують негайною зупинкою проєкту, вимагають безперервного моніторингу під час щотижневих зустрічей крос-функціональної команди. Для загрози виникнення критичних мережевих затримок, що безпосередньо призводять до проковзування ціни під час виконання ордерів, основним симптомом є систематичне перевищення допустимого часу відгуку при взаємодії з програмними інтерфейсами біржі. Превентивна стратегія пом'якшення цього інфраструктурного ризику полягає у фізичному географічному розміщенні хмарних серверів проєкту в тих самих регіонах, де знаходяться процесори зведення ордерів торгової платформи, а також у використанні виключно асинхронних протоколів передачі даних потокового типу. Зі свого боку, ризик появи дефектів якості даних або потрапляння аномальних значень у навчальні набори ідентифікується через специфічні метрики валідації на етапі попередньої обробки інформації. Реагування на цю загрозу передбачає побудову автоматизованих конвеєрів очищення, які відфільтровують аномальні сплески та ізолюють пошкоджені пакети ще до етапу їх надходження до інтелектуального ядра системи, гарантуючи чистоту навчального середовища для предиктивних моделей.

У площині організаційного управління значну увагу необхідно приділяти ризику недоступності матричних ресурсів підприємства. Симптомом реалізації цієї загрози є порушення внутрішніх угод про рівень надання послуг з боку фахівців суміжних департаментів, зокрема інженерів з кібербезпеки та архітекторів баз даних, через їхню несподівану завантаженість на основних комерційних проєктах компанії. Головним протиризиковим заходом у цьому випадку виступає завчасне календарне бронювання робочого часу таких спеціалістів на рівні керівництва підприємства та впровадження практики тотального асинхронного документування коду. Це дозволяє основному ядру розробників продовжувати роботу навіть за умови тимчасової відсутності вузькопрофільного консультанта.

Управління ризиками загальної похибки в оцінці строків створення мінімально життєздатного продукту та ймовірних перевитрат операційного бюджету на хмарні обчислення спирається на стандартний інструментарій гнучких методологій розробки. Симптомами цих загроз є статистичне відхилення від графіка згорання задач у поточних спринтах та сповіщення про наближення поточних витрат на оренду серверів до встановлених лімітів. Стратегія реагування на затримки полягає у використанні управлінських часових резервів, свідомо закладених на найскладніший етап системної інтеграції математичних моделей у бекенд. Паралельно з цим, для стримування інфраструктурних витрат запроваджується жорстке квотування обчислювальних ресурсів для кожної дослідницької ітерації машинного навчання, що гарантує збереження загальної фінансової стабільності експерименту без необхідності залучення додаткового фінансування від інвесторів.

ВИСНОВКИ

У випускній кваліфікаційній роботі розв'язано актуальну науково-практичну задачу з розробки комплексного плану управління R&D-проектом створення інтелектуальної системи автоматизованого криптотрейдингу «Nexus-Trade». Результати проведеного дослідження дозволяють сформулювати наступні висновки відповідно до поставлених завдань:

1. Побудовано логіко-структурну модель проєкту, яка дозволила трансформувати виявлені ринкові проблеми (висока волатильність, емоційне вигорання трейдерів) у чіткі цільові орієнтири. На основі цього сформовано деталізовану ієрархічну структуру робіт (WBS), що охоплює повний цикл створення мінімально життєздатного продукту (MVP) — від системного аналізу предметної області до фінального бектестування та підготовки до запуску.
2. Розроблено базовий розклад проєкту у середовищі Microsoft Project із загальною тривалістю реалізації 125 робочих днів. У межах планування імплементовано гібридну методологію управління, яка органічно поєднує інженерні спринти Scrum для розробки програмного каркаса із техніками таймбоксингу (Research Spikes) у межах Kanban для дослідницького циклу машинного навчання. Це забезпечило гнучкість R&D-процесів при збереженні жорсткого контролю над термінами.
3. Обґрунтовано вибір інноваційної математичної архітектури Selective State Space Models (Mamba) та алгоритмів Reinforcement Learning, які демонструють високу предиктивну здатність на волатильних ринках. Спроектовано концептуальну архітектуру системи та структуру бази даних (на базі TimescaleDB). Крім того, проведено первинну експериментальну перевірку (Proof of Concept) інтелектуального ядра на реальних історичних даних Bitcoin, що підтвердило життєздатність обраних моделей.
4. Визначено потреби в обчислювальних потужностях (GPU-кластери AWS) та сформовано збалансований бюджет R&D-експерименту обсягом 134

346 доларів США. Вартісне планування враховує специфіку матричної структури підприємства Oberig IT та включає механізм внутрішнього крос-чарджу для залучення фахівців, а також впроваджено преміальний мотиваційний фонд, інтегрований із результатами управління ризиками.

5. Розроблено інтегрований план реагування на ризики із застосуванням методу кількісної оцінки (очікуваної грошової вартості — EMV). План адаптовано до впровадження практик DevSecOps та архітектури пояснюваного штучного інтелекту (XAI), що гарантує відповідність системи вимогам регуляцій MiCA та DORA. Визначено ключові метрики успіху (коефіцієнт Шарпа > 1.5 , затримка < 10 мс) для ухвалення обґрунтованого рішення за моделлю Go/No-Go щодо подальшого масштабування продукту.

Запропонований комплексний управлінський фреймворк забезпечує повну та всебічну реалізацію мети роботи, формуючи надійний базис для комерційного впровадження платформи «Nexus-Trade» на глобальному ринку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Mudassir M. The Role of AI in Revolutionising Cryptocurrency Trading. MDPI. 2025. URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/15/4/742> (дата звернення: 26.01.2026).
2. Wilson. Explainable AI in Finance: Addressing the Needs of Diverse Stakeholders. CFA Institute Research & Policy Center. 2025. URL: <https://rpc.cfainstitute.org/research/reports/2025/explainable-ai-in-finance> (дата звернення: 28.01.2026).
3. Dyhrberg A. H. Bitcoin, gold and the dollar: A GARCH forecasting analysis. Finance Research Letters. 2016. Vol. 16. P. 139–146.
4. Nzokem A., Maposa D. Bitcoin versus S&P 500 Index: Return and Risk Analysis. Mathematical and Computational Applications. 2024. Vol. 29, № 3. Art. 44. DOI: 10.3390/mca29030044.
5. Cryptocurrency Trading and Associated Mental Health Factors: A Scoping Review / L. Jain et al. Journal of Primary Care & Community Health. 2025. Vol. 16. DOI: 10.1177/21501319251315308.
6. Delfabbro P., King D. L., Williams J. The psychology of cryptocurrency trading: Risk and protective factors. Journal of Behavioral Addictions. 2021. Vol. 10, № 2. P. 201–207. DOI: 10.1556/2006.2021.00037.
7. Playing the market: a behavioural data analysis of digital engagement practices and investment outcomes / J. Gathergood et al. FCA Occasional Paper № 66. 2025.
8. Grid trading system robot (GTSbot): A novel mathematical algorithm for trading FX market / F. Rundo et al. Applied Sciences. 2019. Vol. 9, № 9. Art. 1796. DOI: 10.3390/app9091796.
9. SoK: Decentralized Exchanges (DEX) with Automated Market Maker (AMM) Protocols / J. Xu et al. ACM Computing Surveys. 2023. Vol. 55, № 11. P. 1–50. DOI: 10.1145/3570639.

10. Apestequia J., Oechssler J., Weidenholzer S. Copy trading. *Management Science*. 2020. Vol. 66, № 12. P. 5608–5622.
11. Choi J. H., Larsen K., Seppi D. J. Equilibrium effects of intraday order-splitting benchmarks. *Mathematics and Financial Economics*. 2021. Vol. 15, № 2. P. 315–352.
12. Artificial Intelligence in Project Management: Challenges, Strategies and Best Practices / A. Mogbojuri, O. Obiseye, A. Wali, M. Dewa. *F1000Research*. 2025. Vol. 14. P. 1357.
13. Vuong V. D., Nguyen L. H., Goulet J. A. Coupling LSTM neural networks and state-space models through analytically tractable inference. *International Journal of Forecasting*. 2025. Vol. 41, Iss. 1. P. 128–140.
14. Anakanire O. C. Project Risk Management in AI-Enabled Systems: Managing Ethical, Privacy, and Governance Risks. 2026.
15. Subramanya R., Sierla S., Vyatkin V. From DevOps to MLOps: Overview and application to electricity market forecasting. *Applied Sciences*. 2022. Vol. 12, Iss. 19. P. 9851.
16. Kreuzberger D., Kühl N., Hirschl S. Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture. *arXiv*. 2022. 20222205.
17. Explainable AI: The Complete Enterprise Guide for 2026 / Seekr Team. 2026. URL: <https://www.seekr.com/resource/explainable-ai-enterprise-guide/> (дата звернення: 10.02.2026).
18. Johnson M. AI Enabled Product Management Frameworks for Next Generation Fintech Platforms. *Unique Journal of Artificial Intelligence*. 2025. Vol. 3, Iss. 6. P. 60–75.
19. The GenAI Divide: State of AI in Business 2025 : report / M. Nanda et al. MIT. 2025. July. 58 p. URL: https://mlq.ai/media/quarterly_decks/v0.1_State_of_AI_in_Business_2025_Report.pdf (дата звернення: 15.02.2026).

20. Generative AI shows rapid growth but yields mixed results: report / S&P Global Market Intelligence ; analyst A. Johnston. 2025. URL: <https://www.spglobal.com/market-intelligence/en/news-insights/research/2025/10/generative-ai-shows-rapid-growth-but-yields-mixed-results> (дата звернення: 20.02.2026).
21. Schmelzer R., Walch K. Why Most AI Projects Fail: 10 Mistakes to Avoid. PMI. 2024. URL: <https://www.pmi.org/blog/why-most-ai-projects-fail> (дата звернення: 25.02.2026).
22. John M. M., Olsson H. H., Bosch J. An empirical guide to MLOps adoption: Framework, maturity model and taxonomy. Information and Software Technology. 2025. Vol. 183. P. 107725.
23. Markets in Crypto-Assets Regulation (MiCA) : regulatory requirements and technical standards 2024–2026 / European Securities and Markets Authority (ESMA). 2025. URL: <https://www.esma.europa.eu/esmas-activities/digital-finance-and-innovation/markets-crypto-assets-regulation-mica> (дата звернення: 01.03.2026).
24. Gabana P., Santos M. Neural Network-Based Capital Management for Bitcoin Trading: A Risk-Aware Expert System for Investment Strategy Optimization. Information. 2025. Vol. 16, Iss. 12. P. 1108.
25. Palanisamy I., Palanichamy S. Analysis and evaluation of Cost of Quality (COQ) elements on total quality costs in construction projects: design of experiments. Matéria (Rio de Janeiro). 2025. Vol. 30. e20240738.
26. Westenberger J., Schuler K., Schlegel D. Failure of AI projects: understanding the critical factors. Procedia Computer Science. 2022. Vol. 196. P. 69–76.
27. Startup Failure Rate Statistics (2025) / Exploding Topics. URL: <https://explodingtopics.com/blog/startup-failure-stats> (дата звернення: 05.03.2026).
28. High-Frequency Trading in Crypto: Latency, Infrastructure, and Reality / Medium. URL: <https://medium.com/@laostjen/high-frequency-trading-in>

- crypto-latency-infrastructure-and-reality-594e994132fd (дата звернення: 08.03.2026).
29. Binance Spot API Docs / Binance. URL: <https://developers.binance.com/docs/binance-spot-api-docs/rest-api/limits> (дата звернення: 10.03.2026).
30. The crypto-market impact of the Upbit exchange hack and KakaoTalk fire / S. Corbet et al. PMC. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10395473/> (дата звернення: 12.03.2026).
31. Baumgartner T. Binance Flash Crash Analysis. URL: https://acfr.aut.ac.nz/__data/assets/pdf_file/0009/686754/6b-Tim-Baumgartner-May19.pdf (дата звернення: 14.03.2026).
32. Digital Operational Resilience Act (DORA) / EIOPA. URL: https://www.eiopa.europa.eu/digital-operational-resilience-act-dora_en (дата звернення: 15.03.2026).
33. Про компанію Oberig IT / Oberig IT. URL: <https://oberig-it.com/pro-kompaniyu/> (дата звернення: 30.01.2026).
34. Džikevičius A., Šaranda S. EMA Versus SMA usage to forecast stock markets: the case of S&P 500 and OMX Baltic Benchmark. *Business: Theory and Practice*. 2010. Vol. 11, № 3. P. 248–255.
35. Gu A., Dao T. Mamba: Linear-time sequence modeling with selective state spaces. arXiv preprint arXiv:2312.00752. 2023.
36. Explanation of machine learning models using shapley additive explanation and application for real data in hospital / Y. Nohara et al. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2022. Vol. 214. Art. 106584.
37. CryptoMamba: Leveraging State Space Models for Accurate Bitcoin Price Prediction / M. S. Sepehri et al. arXiv. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2501.01010> (дата звернення: 24.04.2026).

ДОДАТОК А

PEST аналіз

Таблиця А.1

Фактори впливу (Р)

Фактори впливу політико-правового середовища (Р)	Характер впливу	Оцінка експертів ступеня впливу (max = 30 б.)				Середній бал
		Експерт 1	Експерт 2	Експерт 3	Експерт 4	
Впровадження жорстких регламентів ЄС (MiCA та DORA) у фінансовому секторі	Негативний	-28	-25	-27	-24	-26,0
Вимоги інституційних клієнтів (B2B) до комплаєнсу алгоритмічних рішень	Негативний	-22	-20	-25	-23	-22,5
Дія воєнного стану та процеси мобілізації ІТ-фахівців в Україні	Негативний	-27	-29	-25	-27	-27,0
Наявність державних механізмів бронювання для підприємств, критично важливих для економіки	Позитивний	25	22	24	25	24,0
Вплив корпоративного законодавства на створення дочірніх фінтех-підприємств	Негативний	-15	-18	-12	-15	-15,0
Легалізація цифрових активів на цільових міжнародних ринках	Позитивний	18	20	15	19	18,0
Глобальні вимоги щодо ідентифікації KYC/AML для майбутнього продукту	Негативний	-18	-16	-20	-18	-18,0

Таблиця А.2

Фактори впливу (Е)

Фактори впливу економічного середовища (Е)	Характер впливу	Оцінка експертів ступеня впливу (max = 30 б.)				Середній бал
		Експерт 1	Експерт 2	Експерт 3	Експерт 4	
Висока волатильність криптовалютного ринку (генерує попит на продукт)	Позитивний	25	24	28	27	26,0
Наявність стабільного внутрішнього фінансування від основного VAD-бізнесу	Позитивний	25	26	23	24	24,5
Оптимізація витрат на інфраструктуру завдяки партнерським статусам компанії (AWS/GCP)	Позитивний	22	20	24	22	22,0
Глобальна інфляція, що стимулює інституційні інвестиції в криптоактиви	Позитивний	20	18	22	20	20,0
Різниця в оплаті праці ІТ-фахівців (збереження аутсорс-переваги України)	Позитивний	24	26	23	25	24,5
Зростання глобальної вартості оренди спеціалізованих GPU-кластерів для AI	Негативний	-20	-25	-18	-21	-21,0

Таблиця А.3

Фактори впливу (S)

Фактори впливу соціально-культурного середовища (S)	Характер впливу	Оцінка експертів ступеня впливу (max = 30 б.)				Середній бал
		Експерт 1	Експерт 2	Експерт 3	Експерт 4	
Криза довіри інвесторів до AI як до «чорної скриньки» (Black Box)	Негативний	-26	-28	-25	-25	-26,0
Емоційне вигорання ручних трейдерів (зростання попиту на автоматизацію)	Позитивний	28	25	27	28	27,0
Дефіцит вузькопрофільних спеціалістів (Data Science / Quant) на ринку України	Негативний	-24	-22	-26	-24	-24,0
Зростання вимог B2B-клієнтів до кібербезпеки та зберігання API-ключів	Позитивний	24	26	23	27	25,0
Психологічна втома команди розробки через воєнні дії в Україні	Негативний	-25	-24	-27	-26	-25,5
Відтік висококваліфікованих кадрів за кордон	Негативний	-21	-23	-20	-22	-21,5

Таблиця А.4

Фактори впливу (Т)

Фактори впливу технологічного середовища (Т)	Характер впливу	Оцінка експертів ступеня впливу (max = 30 б.)				Середній бал
		Експерт 1	Експерт 2	Експерт 3	Експерт 4	
Стрімкий розвиток методів пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI)	Позитивний	28	29	26	29	28,0
Наявність глибокої корпоративної експертизи материнської компанії у DevSecOps	Позитивний	28	26	29	27	27,5
Інфраструктурні обмеження API бірж (Latency, Rate Limits)	Негативний	-28	-26	-29	-25	-27,0
Еволюція гібридних нейромереж (Mamba/SSM) для аналізу часових рядів	Позитивний	25	24	26	25	25,0
Нестабільність енергосистеми (частково компенсується автономією офісу)	Негативний	-15	-18	-16	-17	-16,5
Можливість інтеграції хмарних середовищ у наявну інфраструктуру компанії	Позитивний	24	26	25	27	25,5

Найбільш вагомі фактори

Політико-правові	Вага	Економічні	Вага
Дія воєнного стану та процеси мобілізації в Україні	-27,0	Висока волатильність криптовалютного ринку	26,0
Впровадження жорстких регламентів ЄС (MiCA та DORA)	-26,0	Наявність стабільного внутрішнього фінансування від VAD-бізнесу	24,5
Соціально-культурні	Вага	Технологічні	Вага
Емоційне вигорання трейдерів (попит на автоматизацію)	27,0	Стрімкий розвиток методів Explainable AI (XAI)	28,0
Криза довіри інвесторів до AI як до «чорної скриньки»	-26,0	Глибока корпоративна експертиза компанії у DevSecOps	27,5
Дія воєнного стану та процеси мобілізації в Україні	-27,0	Висока волатильність криптовалютного ринку	26,0

Матриця реагування (PEST)

Фактори	Зміни в галузі (ринкові та операційні ризики)	Зміни в організації (Проекти Nexus-Trade)	Дії (Управлінські рішення)
Політичні	1. Жорсткі регуляторні вимоги DORA/MiCA до фінансової та IT-безпеки. 2. Мобілізаційні процеси в Україні.	1. Ризик невідповідності архітектури алгоритму стандартам інституційних клієнтів (B2B) майбутньому. 2. Ризик раптової втрати ключових фахівців R&D-групи (Bus factor).	1. Залучення експертів юридичного департаменту материнської компанії для аудиту комплаєнсу ще на стадії проєктування MVP. 2. Використання статусу критично важливого підприємства материнської компанії для офіційного бронювання розробників R&D-групи з метою забезпечення безперервності процесів.
Економічні	1. Зростання глобальної вартості GPU-обчислень для навчання нейромереж. 2. Наявність стабільного внутрішнього фінансування.	1. Ризик перевищення виділеного бюджету на марну інфраструктуру на етапі ML-експериментів. 2. Відсутність залежності від зовнішніх венчурних інвесторів забезпечує високу автономність.	1. Матричне залучення фахівців IT-відділу для оптимізації архітектури та використання партнерських знижок Oberig IT у глобальних Cloud-провайдерів. 2. Фокус PM-а на своєчасному захисті бюджетів на внутрішніх бордах компанії (замість пітчингу зовнішнім фондам).
Соціально-культурні	1. Тотальна недовіра ринку до непрозорих AI-алгоритмів («чорних скриньок») 2. Зростання вимог до кібербезпеки API-ключів клієнтів.	1. Складність доведення ефективності системи перед внутрішніми стейкхолдерами та майбутніми B2B-партнерами. 2. Страх втрати капіталу через хакерські атаки стає бар'єром для масштабування.	1. Розробка модуля віртуального тестування (Paper Trading) та інтеграція методів ХАІ для візуалізації логіки прийняття рішень V2B-III. 2. Перетворення ризику на перевагу: позиціонування продукту як рішення від лідера ринку кібербезпеки, із залученням внутрішніх DevSecOps інженерів.
Технологічні	1. Інфраструктурні обмеження API бірж (затримки, ліміти підключень). 2. Розвиток технологій MLOps та Cloud-Native рішень.	1. Ризик втрати прибутку алгоритмом через технічні мілісекундні затримки виконання ордерів (Slippage). 2. Можливість швидкого розгортання та масштабування MVP в ізолюваному середовищі.	1. Впровадження асинхронної архітектури бекенду (наприклад, Rust або Go) для обробки WebSocket-з'єднань замість стандартних рішень. 2. Делегування побудови CI/CD пайплайнів інфраструктурному відділу компанії, звільняючи час R&D-команди для математичних досліджень.

ДОДАТОК Б

Аналіз ризиків

Для оцінювання ідентифікованих ризиків використано двовимірну шкалу, що базується на комбінації Сили впливу на цілі проекту та рівня Керованості ризиком з боку команди розробки.

- Сила впливу: [К] Катастрофічна (зупинка проекту), [В] Висока (суттєві фінансові або часові втрати), [С] Середня (вирішується в робочому порядку), [Н] Низька (мінімальний вплив).
- Керованість: [В] Висока (команда повністю контролює превентивні заходи), [С] Середня (частковий контроль, залежність від зовнішніх факторів), [Н] Низька (ризик зовнішнього середовища, вимагає резервів).

Таблиця Б.1

Ідентифікація та якісна оцінка ризиків

№	Тип ризику	Ризикова подія (з урахуванням архітектури системи)	Впл ив	Керов аність
Програмні та Модельні ризики (Якість алгоритмів та даних)				
1	Програ мні	Деградація точності Mamba SSM: Зниження предиктивної здатності моделі на нових ринкових даних порівняно з результатами історичного бектестингу (Overfitting).	В	С
2	Програ мні	Аномалії в модулі XAI (SHAP): Неможливість алгоритму коректно згенерувати математичне пояснення угоди, що блокує формування аудиторського звіту.	В	В
3	Програ мні	Дефекти якості даних (Data Poisoning): Потрапляння пропущених або аномальних значень (Missing Values) у навчальний датасет через збої парсингу API Binance.	С	В
4	Програ мні	Хибне спрацювання Circuit Breaker: Блокування прибуткових торгових сесій через надмірну чутливість аварійного запобіжника до короткострокового ринкового «шуму».	В	В
5	Програ мні	Конфлікт PPO та Келлі: Логічна помилка, за якої надмірна впевненість DRL-агента призводить до виділення критично великого обсягу капіталу в умовах прихованої волатильності.	К	В
Технічні та Інфраструктурні ризики				
6	Техніч і	Мережева затримка (Latency): Перевищення лімітів часу відгуку при взаємодії Data Streamer із WebSocket-серверами біржі, що спричиняє прослизання (Slippage).	В	С
7	Техніч і	Збій TimescaleDB: Помилки при агрегації гіпертаблиць часових рядів, що призводить до розсинхронізації історичних зрізів портфеля.	С	В

8	Інфраструктурні	Вичерпання відеопам'яті (VRAM): Нестача ресурсів на інстансах AWS під час експериментів із розширенням контекстного вікна нейромережі.	В	В
9	Безпека	Компрометація доступу: Витік API-ключів через неправильне налаштування політик Privileged Access Management (PAM) або соціальну інженерію.	К	С
10	Технічні	Зміна протоколів біржі: Раптове оновлення методів маршрутизації ордерів з боку Binance без попереднього сповіщення розробників (API Deprecation).	В	Н
Внутрішні ризики (Матрична команда та Строки)				
11	Часові	Зрив строків MVP: Перевищення виділеного часу на розробку через недооцінку складності інтеграції математичних моделей у бекенд.	В	С
12	Внутрішні	Недоступність матричних ресурсів: Неможливість залучити DevSecOps-інженера в потрібний момент через його зайнятість на пріоритетних комерційних проєктах.	В	С
13	Внутрішні	Втрата фокуса R&D-ядра (Вигорання): Зниження мотивації ML-інженера через серію негативних результатів навчання моделі до моменту прийняття рішення Go/No-Go.	С	С
14	Внутрішні	Десинхронізація треків розробки: Простій Backend-розробника через затримки у наданні специфікацій або Baseline-заглушки від ML-інженера.	С	В
15	Внутрішні	Вузьке місце в знаннях (Bus Factor): Концентрація всієї експертизи щодо архітектури Mamba та MLOps пайплайнів в одного фахівця.	В	С
16	Внутрішні	Конфлікт пріоритетів: Розбіжність бачення між науковим керівником R&D та комерційним директором щодо цілей першого релізу.	С	В
Фінансові, Ринкові та Регуляторні ризики				
17	Регуляторні	Провал комплаєнс-аудиту (DORA): Визнання європейськими регуляторами реалізованого модуля пояснюваності (SHAP) недостатнім для легальної торгівлі інституційним капіталом.	К	С
18	Фінансові	Перевитрати бюджету AWS (OPEX): Швидке виснаження бюджету проєкту через неефективне управління орендою GPU-кластерів для навчання.	В	В
19	Ринкові	Макроекономічний шок («Чорний лебідь»): Глобальна криза, що повністю ламає всі статистичні патерни, закладені в базу знань предиктивної моделі.	К	Н
20	Ринкові	Ліквідні розриви (Flash Crashes): Миттєва відсутність зустрічних ордерів у книзі заявок під час спроби алгоритму закрити велику позицію за ринковою ціною.	В	С
21	Ринкові	Штучні маніпуляції (Pump and Dump): Алгоритмічні атаки інших маркетмейкерів, які генерують фальшиві обсяги для введення PPO-агента в оману.	С	Н
22	Фінансові	No-Go рішення інвесторів: Відмова керівництва компанії від фінансування фази Enterprise (Scaling) через недосягнення цільового коефіцієнта Шарпа на етапі MVP.	К	С

Розрахунок фінансових втрат базується на показнику вартості часу команди «Burn Rate» (орієнтовно \$4 375 / тиждень). Використання мікрокапіталу (\$100) для Фази 6 виступає головним інструментом мінімізації фінансових втрат від торгових та безпекових інцидентів. Ризики №19 та №22 відображають потенційну втрату безповоротних інвестицій (Sunk Costs) і не входять до розрахунку операційного фінансового резерву.

Таблиця Б.2

Кількісна оцінка ризиків

№	Ризикова подія	Затримки у часі	Фінансові втрати (\$)	Ймовірність (0-1)	Частота (за проєкт)	Важливість ризику (EMV, \$)
1	Деградація точності Mamba SSM (Overfitting)	2 тижні	\$8 750 (час команди)	0.6	2	\$10 500
2	Аномалії в модулі XAI (SHAP)	1 тиждень	\$4 375 (час команди)	0.3	1	\$1 312
3	Дефекти якості даних (Data Poisoning)	0.5 тижня	\$2 187 (час Data/ML)	0.5	3	\$3 280
4	Хибне спрацювання Circuit Breaker	3 дні	\$2 625 (час команди)	0.7	4	\$7 350
5	Конфлікт PPO та Келлі	1.5 тижня	\$6 662 (час + втрата капіталу \$100)	0.15	1	\$1 000
6	Мережева затримка (Latency)	2 тижні	\$9 750 (час + AWS інфра.)	0.5	1	\$4 875
7	Збій TimescaleDB	3 дні	\$2 625 (час команди)	0.3	2	\$1 575
8	Вичерпання відеопам'яті (VRAM)	1 тиждень	\$6 375 (час + AWS доплата)	0.8	2	\$10 200
9	Компрометація доступу (РАМ/Ключі)	1 тиждень	\$4 475 (втрата капіталу \$100 + аудит)	0.05	1	\$223
10	Зміна протоколів біржі (API)	1.5 тижня	\$6 562 (час Backend/ML)	0.2	1	\$1 312
11	Похибка оцінки строків інтеграції MVP	2 тижні	\$8 750 (чиста управл. помилка)	0.4	1	\$3 500
12	Недоступність матричних ресурсів	1 тиждень	\$4 375 (очікування ядра)	0.5	2	\$4 375
13	Втрата фокуса R&D-ядра (Вигорання)	2 тижні	\$8 750 (падіння прод-ті)	0.3	1	\$2 625
14	Десинхронізація треків розробки	1 тиждень	\$1 000 (простій Backend)	0.4	2	\$800

15	Вузьке місце в знаннях (Bus Factor)	4 тижні	\$17 500 (час на заміну)	0.1	1	\$1 750
16	Конфлікт пріоритетів	1 тиждень	\$4 375 (час команди)	0.2	1	\$875
17	Провал комплаєнс-аудиту (DORA)	4 тижні	\$18 500 (час + юр. конс.)	0.15	1	\$2 775
18	Перевитрати бюджету AWS (OPEX)	Без затримки	\$4 500 (хмарний овердрафт)	0.7	1	\$3 150
19	Макроекономічний шок («Чорний лебідь»)	Stop-проект	\$100 000 (Sunk Costs)	0.05	1	\$5 000 (SC)
20	Ліквідні розриви (Flash Crashes)	Без затримки	\$50 (проковзання від \$100)	0.4	2	\$40
21	Штучні маніпуляції (Pump and Dump)	Без затримки	\$500 (втрата епохи AWS)	0.3	3	\$450
22	No-Go рішення інвесторів	Stop-проект	\$134 346 (всі Sunk Costs)	0.3	1	\$40 303 (SC)

Групування ризиків здійснено за рівнем очікуваної грошової вартості (EMV). Ризики стратегічних безповоротних втрат (SC) винесені окремо, оскільки вони не фінансуються з поточного операційного бюджету, а є метрикою для прийняття управлінських рішень інвестором.

КРИТИЧНИЙ ПРІОРИТЕТ (Операційне EMV > \$7 000) - Ризики, що потребують створення прямого фінансового резерву (Contingency Reserve) та превентивних управлінських дій.

1. Ризик 1: Деградація точності Mamba (EMV: \$10 500) — Вимагає жорсткого таймбоксингу та паралельного тестування Baseline-моделі для підстраховки.
2. Ризик 8: Вичерпання VRAM AWS (EMV: \$10 200) — Найвища ймовірність (0.8). Вимагає впровадження лімітів білінгу (AWS Budgets) та оптимізації батчів навчання.
3. Ризик 4: Хибне спрацювання Circuit Breaker (EMV: \$7 350) — Вимагає тонкого налаштування чутливості алгоритму зупинки на етапі тестування.

ВИСОКИЙ ПРІОРИТЕТ (Операційне EMV \$3 000 - \$6 999) - Ризики, що потребують постійного моніторингу під час щотижневих мітингів крос-

функціональної команди.

4. Ризик 6: Мережева затримка (Latency) (EMV: \$4 875)
5. Ризик 12: Недоступність матричних ресурсів (EMV: \$4 375)
6. Ризик 11: Похибка оцінки строків інтеграції MVP (EMV: \$3 500)
7. Ризик 3: Дефекти якості даних (EMV: \$3 280)
8. Ризик 18: Перевитрати бюджету AWS (OPEX) (EMV: \$3 150)

СЕРЕДНІЙ ПРІОРИТЕТ (Операційне EMV \$1 000 - \$2 999) - Тактичні ризики, що вирішуються всередині спринтів та не вимагають залучення додаткових бюджетів на рівні спонсора.

9. Ризик 17: Провал комплаєнс-аудиту (DORA) (EMV: \$2 775)
10. Ризик 13: Втрата фокуса R&D-ядра (Вигорання) (EMV: \$2 625)
11. Ризик 15: Вузьке місце в знаннях (Bus factor) (EMV: \$1 750)
12. Ризик 7: Збій TimescaleDB (EMV: \$1 575)
13. Ризик 2: Аномалії в модулі XAI (EMV: \$1 312)
14. Ризик 10: Зміна протоколів біржі (EMV: \$1 312)
15. Ризик 5: Конфлікт PPO та Келлі (EMV: \$1 000)

НИЗЬКИЙ ПРІОРИТЕТ (Операційне EMV < \$1 000) - Ризики, що приймаються (Risk Acceptance). Їхній вплив ефективно нейтралізовано обраною архітектурою (мікро-капітал \$100).

16. Ризик 16: Конфлікт пріоритетів (EMV: \$875)
17. Ризик 14: Десинхронізація треків розробки (EMV: \$800)
18. Ризик 21: Штучні маніпуляції (Pump and Dump) (EMV: \$450)
19. Ризик 9: Компрометація доступу (PAM) (EMV: \$223) — Катастрофічний фінансовий збиток нівельовано обмеженням капіталу до \$100.
20. Ризик 20: Ліквідні розриви (EMV: \$40) — Збитки на проковзанні від \$100

ліміту є мізерними.

СТРАТЕГІЧНІ РИЗИКИ (Безповоротні втрати - Sunk Costs) - Ризики зупинки проєкту, які розглядаються інвестором (керівництвом Oberig IT) у віхах валідації.

Ризик 22: No-Go рішення інвесторів (EMV: \$40 303)

Ризик 19: Макроекономічний шок (EMV: \$5 000)